

UNIVERSITÉ DE SHERBROOKE  
Faculté des sciences appliquées  
Département de génie électrique et de génie informatique

CONCEPTION D'UN CONFORTSTAT ADAPTATIF  
QUI APPREND LES COMPORTEMENTS ET  
L'APPRÉCIATION DE CONFORT DES OCCUPANTS

Mémoire de maîtrise es sciences appliquées  
Spécialité : génie électrique

Alex BOISVERT

*Je dédie ce mémoire à mes parents, Hélène et Jean,  
à qui je dois tant.*

*À défaut d'avoir mieux, le passé est le meilleur prophète du futur.*

—Inconnu



# Résumé

Les systèmes domestiques de chauffage et de climatisation ont pour objectif de fournir un confort aux occupants. Cependant, ce confort a un coût : la consommation d'énergie. Il est reconnu que la consommation énergétique d'une résidence dépend du comportement des occupants et de leur perception du confort thermique.

Ce mémoire présente une nouvelle politique de contrôle qui assure le confort et réduit la consommation d'énergie en milieu résidentiel. Pour atteindre ces objectifs contradictoires, le confortstat proposé utilise un indice de confort adaptatif et apprend certains comportements des occupants. Les apprentissages réalisés par le confortstat sont issus d'une technique originale d'apprentissage temporel basée sur les réseaux de neurones artificiels.

L'indice de confort adaptatif développé utilise la formule du PMV (*Predicted Mean Vote*) comme base initiale de connaissance. À l'aide de cet indicateur de confort, le confortstat contrôle la température ambiante en fonction des habitudes d'habillement et d'activités physiques des occupants. Pour réaliser des économies d'énergie, le confortstat limite l'utilisation du système de chauffage et de climatisation lors de l'absence des occupants.

Les résultats présentés démontrent que la politique de contrôle développée permet une réduction automatique de la consommation énergétique par rapport aux thermostats conventionnels sans que les occupants n'aient à s'en préoccuper.



# Remerciements

Je tiens d'abord à remercier mon directeur de recherche, le professeur Ruben Gonzalez-Rubio pour son écoute active, ses commentaires judicieux et son esprit critique. Puisse tous les étudiants avoir un aussi bon mentor.

Je voudrais aussi remercier les étudiants David Bestman-Smith et Hugo Jacques qui ont participé à la conception du prédécesseur du confortstat intelligent. En grande partie, c'est à eux que je dois l'étincelle de génie qui a fait naître ce projet.

Je suis très reconnaissant au professeur Gérard Lachiver qui m'a fourni une aide financière pour la réalisation de ce projet de maîtrise.

Enfin, j'aimerais remercier plus particulièrement ma charmante compagne, Marion Tremblay, qui a subi les contrecoups du temps et des efforts investis dans cette aventure.



# Table des matières

<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>1</b>
1.1	Consommation énergétique et confort . . . . .	2
1.2	Réduction de la consommation . . . . .	3
1.2.1	Cadre de la recherche . . . . .	4
1.3	Organisation du mémoire . . . . .	5
<b>2</b>	<b>Confort thermique et politiques de contrôle</b>	<b>7</b>
2.1	Confort thermique . . . . .	7
2.1.1	Situation actuelle . . . . .	8
2.1.2	Approche du confort . . . . .	8
2.1.3	Travaux à l'Université de Sherbrooke . . . . .	12
2.1.4	Transition vers le confort . . . . .	13
2.2	Politiques de contrôle . . . . .	14



2.2.1	Thermostats actuels . . . . .	14
2.2.2	Économies d'énergie . . . . .	16
2.2.3	Confortstat . . . . .	18
<b>3</b>	<b>Proposition du confortstat intelligent</b>	<b>21</b>
3.1	Influences . . . . .	22
3.1.1	Interface-utilisateur . . . . .	22
3.1.2	Auto-programmation . . . . .	23
3.1.3	Facteurs de confort utilisés . . . . .	24
3.1.4	Entrées et sorties . . . . .	26
3.2	Équipements matériels . . . . .	27
3.3	Techniques utilisées . . . . .	28
<b>4</b>	<b>Réseaux de neurones artificiels</b>	<b>29</b>
4.1	Introduction . . . . .	29
4.2	Description . . . . .	30
4.3	Apprentissage . . . . .	33
4.4	Processus de conception itératif . . . . .	36
4.5	Justification d'utilisation . . . . .	37

<b>5</b>	<b>Apprentissage d'événements temporels</b>	<b>39</b>
5.1	Apprentissage neurobiologique . . . . .	40
5.2	Apprentissage temporel artificiel . . . . .	42
5.2.1	Stockage de l'information . . . . .	43
5.2.2	Oubli sélectif . . . . .	44
5.2.3	Généralisation des informations . . . . .	48
5.3	Algorithme . . . . .	50
5.4	Application . . . . .	51
<b>6</b>	<b>Modélisation du PMV avec un RNA</b>	<b>53</b>
6.1	Motivation . . . . .	53
6.2	Conception du RNA . . . . .	55
6.2.1	Définition du problème . . . . .	55
6.2.2	Collecte de données . . . . .	56
6.2.3	Choix concernant le RNA . . . . .	58
6.2.4	Entraînement du RNA . . . . .	58
6.2.5	Validation des résultats . . . . .	60
6.3	Discussion . . . . .	62
<b>7</b>	<b>Apprentissage de comportements humains</b>	<b>65</b>

7.1	Apprentissage de la présence . . . . .	66
7.1.1	Résultats . . . . .	71
7.2	Apprentissage du confort . . . . .	77
7.2.1	Résultats . . . . .	79
<b>8</b>	<b>Politique de contrôle proposée</b>	<b>83</b>
8.1	Description . . . . .	83
8.2	Interface-utilisateur . . . . .	85
8.3	Modules . . . . .	86
8.3.1	Fonction de transfert du SCC/bâtiment . . . . .	87
8.4	État de confort . . . . .	90
8.5	État d'absence . . . . .	91
8.6	Résumé . . . . .	93
<b>9</b>	<b>Simulation et résultats</b>	<b>95</b>
9.1	Environnement de simulation . . . . .	96
9.2	Bâtiment, SCC et conditions extérieures . . . . .	96
9.3	Résultats . . . . .	100
9.3.1	Thermostat conventionnel . . . . .	102
9.3.2	Thermostat programmable . . . . .	103

9.3.3 Confortstat . . . . .	106
9.4 Comparaison . . . . .	108
<b>10 Conclusion</b>	<b>111</b>
<b>Bibliographie</b>	<b>114</b>
<b>A Apprentissage temporel</b>	<b>119</b>
<b>B Résultats complets de la modélisation PMV avec RNA</b>	<b>123</b>
<b>C Paramètres d'apprentissage de la présence</b>	<b>127</b>



# Table des figures

1.1	Composants d'un système thermique résidentiel . . . . .	2
2.1	Réduction du point de consigne ( <i>setback</i> ) . . . . .	17
3.1	Interface-utilisateur du confortstat intelligent . . . . .	23
3.2	Variation du confort en fonction de l'humidité relative . . . . .	25
4.1	Modèle d'un neurone . . . . .	31
4.2	Fonction sigmoïde générale . . . . .	32
4.3	Structure d'un RNA multicouches à propagation-avant . . . . .	33
4.4	Processus de conception d'un RNA . . . . .	37
5.1	Processus de décision basé sur un apprentissage artificiel . . . . .	43
5.2	Représentation d'événements dans un espace à deux dimensions . . . . .	44
5.3	Récurrence cyclique d'événements temporels . . . . .	46
5.4	Critique temporelle d'interférence d'une information . . . . .	47

5.5	Entraînement du RNA pour généraliser les informations factuelles . . . . .	49
5.6	Prédiction d'événements avec un RNA . . . . .	50
7.1	Événements de présence et absence répartis sur un cycle temporel d'une semaine	69
7.2	État initial du RNA de présence . . . . .	70
7.3	État initial du RNA de présence . . . . .	71
7.4	Présence après une journée . . . . .	72
7.5	Prédiction de présence pour la deuxième journée . . . . .	72
7.6	Prédiction de présence après 4 semaines . . . . .	73
7.7	Prédiction de présence après 5,6 et 7 semaines . . . . .	75
7.8	Prédiction de présence sans oubli sélectif . . . . .	76
7.9	Indice de confort initial . . . . .	80
7.10	Indice de confort "personnalisé", après trois semaines d'apprentissage . . . . .	80
8.1	États du confortstat . . . . .	85
8.2	Interface-utilisateur . . . . .	85
8.3	Architecture du confortstat . . . . .	88
8.4	Caractéristiques de la maison et du SCC . . . . .	89
8.5	Réduction de la température en fonction de la probabilité de présence . . . . .	92
9.1	Flots de données du simulateur . . . . .	97

9.2	Schéma des composants modélisés pour une maison ayant une seule pièce . .	98
9.3	Journée-type avec un thermostat conventionnel . . . . .	104
9.4	Journée-type avec un thermostat programmable . . . . .	105
9.5	Journée-type avec le confortstat intelligent . . . . .	107





# Liste des tableaux

2.1	Valeurs du vote PMV et leur signification . . . . .	11
3.1	Facteurs thermiques considérés . . . . .	26
3.2	Entrées du confortstat . . . . .	26
3.3	Sorties du confortstat . . . . .	27
6.1	Limites des variables d'entrée et sortie du PMV . . . . .	56
6.2	Ensembles d'entraînement . . . . .	57
6.3	Configurations des RNA . . . . .	59
6.4	Résultats pour le troisième jeu d'entraînement (19 237 échantillons) . . . . .	61
7.1	Paramètres d'oubli sélectif . . . . .	68
7.2	Événements recueillis durant les 3 premières semaines . . . . .	79
9.1	Résultats comparatifs des différentes approches . . . . .	108

B.1	Résultats pour le premier jeu d'entraînement (2557 échantillons) . . . . .	123
B.2	Résultats pour le deuxième jeu d'entraînement (5951 échantillons) . . . . .	124
B.3	Résultats pour le troisième jeu d'entraînement (19 237 échantillons) . . . . .	124
B.4	Résultats pour le quatrième jeu d'entraînement (102 956 échantillons) . . . . .	125

# Chapitre 1

## Introduction

De nos jours, un nombre grandissant de raisons économiques et environnementales nous incitent à chercher de nouveaux moyens pour réduire notre consommation énergétique. Au Québec, le chauffage de bâtiments est l'activité qui consomme le plus d'énergie. Dans ce contexte, la quantité d'énergie consommée varie selon les caractéristiques physiques des bâtiments et le comportement des occupants.

En raison de son climat rigoureux et des habitudes de vie de ses habitants, le Canada est un grand consommateur d'énergie. En effet, sa consommation per capita est presque le double de celle des pays d'Europe ou du Japon. De plus, la consommation d'énergie des résidences canadiennes représentait, en 1975, près de 20% de toute l'énergie utilisée au pays<sup>1</sup>. Une grande proportion de cette énergie est utilisée pour le chauffage. Aux États-Unis, la consommation énergétique résidentielle a augmenté de 15% entre 1958 et 1978 [25].

---

<sup>1</sup>Source : L'énergie au Canada au seuil des années quatre-vingts. Bulletin économique de la Banque Provinciale, Vol. VIII, no. 1, janvier-février 1978.

## 1.1 Consommation énergétique et confort

Le but premier du chauffage et de la climatisation est de créer un environnement confortable pour l'activité humaine. Le confort thermique est fonction de la température ambiante et par conséquent, de l'énergie attribuée pour contrôler l'environnement thermique. Il existe ainsi un conflit d'opposition fondamental entre offrir un confort thermique et faire des économies d'énergie, qui sont généralement proportionnelles à une économie d'argent. Pour trancher ce conflit, on reformule généralement l'objectif de façon à prioriser un des deux résultats. Le plus souvent, l'objectif premier est de garantir un niveau respectable de confort. Ainsi, la formulation d'un seul objectif devient : *«Maintenir le confort tout en minimisant les coûts d'opération d'un système de chauffage ou climatisation»*.

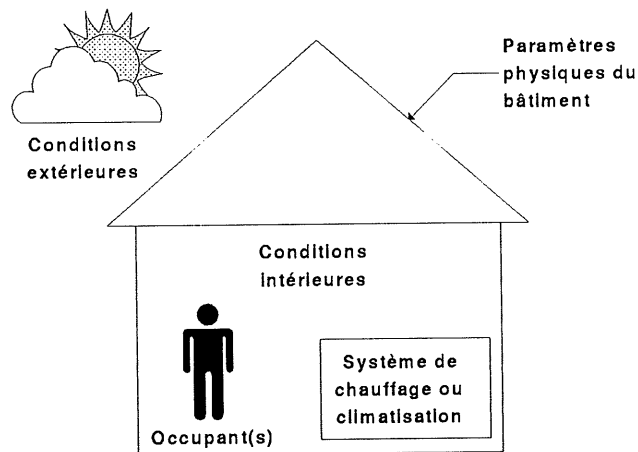


FIG. 1.1: Composants d'un système thermique résidentiel

Tel qu'illustrés en figure 1.1, les cinq composants majeurs d'un système thermique résidentiel sont :

- l'environnement climatique externe ;
- l'environnement climatique interne ;

- les caractéristiques physiques de la maison ;
- le système de chauffage et climatisation (SCC) ;
- les occupants.

Si l'on considère que l'environnement climatique externe est incontrôlable et que les caractéristiques physiques de la maison sont fixes, seul le SCC permet de contrôler l'environnement climatique interne. La politique d'utilisation du SCC est donc déterminante quant à l'atteinte du double objectif de maintien du confort et de réduction d'énergie consommée.

Ce sont le comportement des occupants, leur évaluation du confort thermique et l'environnement climatique externe qui déterminent la politique d'utilisation du SCC. Une bonne utilisation du SCC repose ainsi sur une modélisation adéquate de ces facteurs. Puisque l'environnement d'application considéré est un foyer résidentiel, ces modélisations doivent être simples et économiques.

## 1.2 Réduction de la consommation

Ce travail explore comment parvenir à un meilleur compromis entre le confort et l'économie d'énergie. Nous cherchons à atteindre deux objectifs fondamentaux : tout d'abord, découvrir de nouvelles modélisations du confort et du comportement des occupants ; et deuxièmement réaliser un premier prototype (sous forme de simulation informatique) servant à valider une politique de contrôle basée sur les modélisations proposées.

La solution proposée tient compte du confort et des habitudes de vie des individus pour améliorer leur confort thermique. L'apprentissage des habitudes de vie des occupants nous permet de réduire la consommation énergétique tout en limitant l'énergie attribuée au SCC lorsque le confort des occupants n'est pas en jeu.

La réalisation du nouveau thermostat est faite sous forme logicielle. Ce faisant, nous bâtissons une architecture logicielle modulaire où coopèrent plusieurs techniques d'intelligence artificielle. Notamment, nous avons recours aux réseaux de neurones artificiels et à un modèle d'apprentissage temporel original.

### 1.2.1 Cadre de la recherche

Le cadre que nous avons fixé pour ce projet de recherche est un environnement résidentiel situé au Québec. Plus spécifiquement, nous considérons une seule pièce ou zone d'une maison. Nous proposons une nouvelle politique de contrôle du confort et de l'énergie dotée d'un algorithme d'adaptation aux habitudes de vie des gens. Dans ce contexte, nous avons fixé les lignes directrices suivantes pour l'ensemble du projet :

**Confort** – La raison d'être du système est de fournir un confort aux occupants. Les performances de contrôle acceptables sont fréquemment spécifiées semi-qualitativement en terme de temps pendant lequel les occupants sont confortables. Selon nous, pour être satisfaisant, le système devrait maintenir les occupants dans leur intervalle de confort 95% du temps qu'ils sont présents.

**Économie** – Le système devrait automatiquement réaliser une économie d'énergie si elle est possible et si elle ne réduit pas le confort des occupants. Les estimations faites par d'autres chercheurs [4, 41, 35, 37, 7, 50] nous permettent de fixer un objectif de réduction d'énergie entre 10% et 20% par rapport à un thermostat ayant un point de consigne unique et fixe.

Le confort et l'économie d'énergie s'opposant, l'utilisateur doit être en mesure de choisir son niveau de confort minimum afin de réaliser un maximum d'économies. Ceci permet une optimisation discrétionnaire selon les préférences des occupants.

Puisque l'environnement choisi est de type résidentiel, la simplicité de l'interface-utilisateur et de la mise-en-oeuvre sont cruciales. Les coûts d'achat, d'implantation et d'opération du système doivent laisser présager un retour sur investissement à moyen terme, soit moins de 5 ans.

Tout au long de ce mémoire, nous faisons référence au chauffage puisque nous vivons dans un pays où il fait froid. Cependant, les remarques et concepts s'appliquent aussi généralement à la climatisation et aux situations géographiques où il fait chaud.

## 1.3 Organisation du mémoire

Dans ce mémoire, nous exposons une partie des travaux qui furent réalisés pour l'élaboration des modélisations et du prototype du confortstat intelligent. Comme introduction, une description générale actuelle du domaine du confort thermique et des politiques de contrôle est présentée au chapitre 2. En particulier, nous décrivons l'indice PMV (*Predicted Mean Vote*) qui est largement utilisé dans ce travail.

Au chapitre 3, nous présentons sommairement la solution proposée pour situer dans l'ensemble chacune des parties qui seront développées subséquemment.

Notre approche est basée sur l'utilisation de réseaux de neurones artificiels (RNA) et d'un modèle d'apprentissage temporel. Ainsi, le mémoire se poursuit avec une explication du fonctionnement des RNA et du modèle d'apprentissage qui sont utilisés pour la réalisation du confortstat intelligent. Ces explications apparaissent aux chapitres 4 et 5 respectivement.

Nous présentons ensuite les travaux réalisés. En premier lieu, l'étude de l'utilisation d'un RNA pour modéliser le confort thermique, utilisant l'indice PMV comme base, est présentée au chapitre 6. Celle-ci est suivie, au chapitre 7, de la présentation de deux cas pratiques



d'application du modèle d'apprentissage temporel.

Nous passons ensuite à la description de la politique de contrôle du confortstat intelligent et nous expliquons en détail le fonctionnement interne de ce dernier au chapitre 8.

Nous présentons au chapitre 9 le simulateur thermique utilisé pour évaluer les performances des systèmes de contrôle. Aussi, nous exposons les résultats de simulation de notre prototype de confortstat intelligent et ce, en comparaison avec deux types de thermostats populaires.

Pour conclure, nous faisons le point sur l'ensemble des travaux réalisés et sur leur originalité. Nous mentionnons finalement des avenues de recherche à considérer.

## Chapitre 2

# Confort thermique et politiques de contrôle

### 2.1 Confort thermique

Selon Galeou *et al* [21], le confort thermique de l'être humain "correspond à une motivation simple mais permanente qui le pousse à rechercher (voire créer) certaines situations climatiques, à maintenir certaines d'entre elles et à les juger en termes d'agrément ou de désagrément".

Ce chapitre présente les recherches menées pour modéliser mathématiquement le jugement de l'être humain quant à son confort thermique. L'objectif partagé de la communauté scientifique est de mettre en relation des variables physiques et physiologiques objectives de confort ou d'inconfort (par exemple une température ambiante ou un rythme métabolique) avec une estimation subjective de la température perçue ou du confort thermique (donc avec un jugement) produite dans une condition climatique connue.

### 2.1.1 Situation actuelle

Pour des raisons de simplicité, la plupart des systèmes de chauffage sont contrôlés en fonction de la température ambiante. Dans les installations résidentielles, les occupants ajustent un point de consigne selon une perception personnelle des conditions intérieures.

Malheureusement, cette politique de contrôle est peu efficace et peu appréciée parce qu'elle manque à son premier objectif : rendre les occupants confortables. Il est reconnu depuis plusieurs années que le confort thermique dépend de plusieurs variables et non seulement de la température ambiante. Par exemple, il est généralement connu que le confort dépend aussi de l'humidité et de la vitesse de déplacement de l'air. Dans les faits, le confort thermique varie selon plusieurs facteurs psychologiques, biophysiques et sociaux.

### 2.1.2 Approche du confort

Des recherches menées par Fanger [15] identifient six variables qui influencent le confort thermique :

- la température ambiante ;
- les vêtements portés ;
- l'humidité ;
- la température radiante ;
- le déplacement de l'air ;
- le rythme métabolique (activité physique).

C'est pendant la décade de 1960 que Fanger a débuté ses études sur la description quantitative du confort à l'Université du Kansas et que plus tard, il continue sa démarche au

Danemark. En 1972, l'*American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditionning Engineers* (ASHRAE) a publié un document intitulé *ASHRAE Handbook-Fundamentals* qui décrit le premier standard de confort adopté par cette association.

Le travail de Fanger regroupe les variables physiologiques du confort en une seule équation. Cette formule mathématique, nommée "*Predicted Mean Vote*" (PMV) est présentée à l'équation 2.1. Cet indice de confort reflète l'inégalité entre le flux thermique réel d'un corps humain placé dans un environnement donné et le flux thermique idéal pour maintenir le confort ; ceci en considérant une activité physique et un habillement donné.

$$\begin{aligned}
 \text{PMV} = & (0.303e^{-0.036M} + 0.028) \{ (M - W) \\
 & - 3.05 \times 10^{-3} \times [5733 - 6.99(M - W) - p_a] \\
 & - 0.42 \times ((M - W) - 58.15) \\
 & - 1.7 \times 10^{-5} M (5867 - p_a) \\
 & - 0.0014M(34 - t_a) - 3.96 \times 10^{-8} f_{cl} \\
 & \times ((t_{cl} + 273)^4 - (\bar{t}_r + 273)^4) - f_{cl} h_c (t_{cl} - t_a) \}
 \end{aligned} \tag{2.1}$$

où

$$\begin{aligned}
 t_{cl} = & 35.7 - 0.028(M - W) - I_{cl} \{ 3.95 \times 10^{-8} f_{cl} \\
 & \times [(t_{cl} + 273)^4 - (\bar{t}_r + 273)^4] \\
 & + f_{cl} h_c (t_{cl} - t_a) \}
 \end{aligned} \tag{2.2}$$

$$h_c = \begin{cases} 2.38(t_{cl} - t_a)^{0.25} & \text{lorsque } 2.38(t_{cl} - t_a)^{0.25} > 12.1\sqrt{v_{ar}} \\ 12.1\sqrt{v_{ar}} & \text{sinon} \end{cases} \tag{2.3}$$

$$f_{cl} = \begin{cases} 1.00 + 1.290I_{cl} & \text{lorsque } I_{cl} \leq 0.078\text{m}^2 \cdot ^\circ\text{C/M} \\ 1.05 + 0.654I_{cl} & \text{sinon} \end{cases} \tag{2.4}$$

où

$PMV$	est la valeur du vote prédit
$M$	est le rythme métabolique, en watts par mètre carré (de la surface du corps)
$W$	est le travail externe, en watts par mètre carré (zéro pour la plupart des activités)
$I_{cl}$	est la résistance thermique des vêtements (en mètres carrés degré Celcius par watt)
$f_{cl}$	est le rapport entre la zone couverte de vêtements et la surface total du corps humain
$t_a$	est la température ambiante moyenne (en degrés Celcius)
$\bar{t}_r$	est la température radiante moyenne (en degrés Celcius)
$v_{ar}$	est la vitesse de déplacement de l'air (en mètres par seconde)
$p_a$	est la pression d'eau partielle (en Pascal)
$h_c$	est le coefficient de transfert de chaleur (en watts par mètre carré degrés Celcius)
$t_c$	est la température de surface des vêtements (en degrés Celcius)

La formule du PMV permet le calcul d'un indice de confort à partir des facteurs qui l'influencent. Cet indice prédit la valeur moyenne du vote d'un groupe d'individus sur une échelle de sensation thermique. L'échelle comporte sept valeurs discrètes allant de la sensation de chaleur (+3) jusqu'à la sensation du froid (−3) ; la valeur médiane zéro étant la sensation thermique la plus agréable (ou *neutre*). Selon Fanger, lorsque l'indice PMV vaut 0, environ 95% des personnes sont confortables et satisfaites.

+3	Très chaud
+2	Chaud
+1	Légèrement chaud
0	Neutre (confort)
-1	Légèrement froid
-2	Froid
-3	Très froid

TAB. 2.1: Valeurs du vote PMV et leur signification

À ce jour, il existe plusieurs standards qui définissent le confort thermique : ANSI/ASHRAE Standard 55-1992 [1], ISO Standard 7730 :1994 [3] et ISO Standard 7243 [2]. Ces standards sont basés sur le travail de Fanger et font référence aux variables mentionnées ci-haut.

Selon Culp *et al* [11], les propriétaires de bâtiments perçoivent de plus en plus l'importance de contrôler l'environnement selon le confort des occupants. Les recherches menées par cette équipe démontrent qu'un contrôle de l'environnement considérant l'indice PMV améliore le niveau de confort des occupants. De plus, Henderson *et al* [24] indiquent que la consommation d'énergie peut être réduite dans certaines circonstances si le contrôle repose sur le PMV. Culp *et al* renchérissent sur ceci en affirmant que les avantages pécuniaires peuvent être beaucoup plus grands que ceux qui ont trait au contrôle proprement dit. Par exemple, un utilisateur mécontent de son environnement climatique peut activer un ventilateur ou ouvrir une fenêtre ; c'est alors que le système de chauffage entre en compétition avec l'utilisateur et engendre des pertes d'énergie importantes.

Malgré ces avantages, le modèle d'évaluation du confort de Fanger n'est pas parfait. En effet, plusieurs spécialistes critiquent certains aspects du PMV [8, 43, 20, 48, 46, 47]. Les conditions expérimentales utilisées en laboratoire et les limites fixées sur les paramètres sont les plus discutées. Aussi, pour que l'équation PMV soit valable, il faut que les conditions

environnementales soient relativement stables. Ceci frêne le développement dans plusieurs domaines où les conditions changent rapidement. Néanmoins, le PMV demeure un standard pertinent auquel tous se mesurent.

En plus des problèmes inhérents à une équation obtenue de façon empirique, des raisons pratiques et économiques limitent la mise en application de systèmes considérant les variables du PMV. En outre, les équations de Fanger sont complexes et les variables sont difficiles à mesurer.

### 2.1.3 Travaux à l'Université de Sherbrooke

La subjectivité du confort thermique est telle qu'il faut adapter l'évaluation du confort selon les individus concernés. En ce sens, les travaux de Fanger ne considèrent pas les variations entre les individus. Par conséquent, il est nécessaire de concevoir un système adaptatif d'évaluation du confort basé sur le PMV.

Un rapport de Michaud *et al* [36] décrit deux approches possibles pour aborder cette problématique. Premièrement, il est possible d'effectuer une mise en oeuvre expérimentale et d'appliquer des techniques d'apprentissage sur les résultats. C'est la méthodologie qu'ont retenue Fountain *et al* [18] pour les chambres d'hôtel. Ils ont instrumenté un habitat réel et enregistré les appréciations subjectives des occupants dans diverses conditions. À partir des données récoltées, ils ont développé un algorithme de contrôle utilisant la logique conventionnelle.

Selon Michaud *et al*, cette approche n'est pas appropriée pour un milieu résidentiel car la nature des comportements des occupants est trop variable et il serait impossible d'obtenir une base de données suffisamment grande pour modéliser tous les comportements. La deuxième approche, celle retenue par Michaud *et al*, est de repartir de l'équation de Fanger, la simplifier

et traduire son expression selon des règles de logique floue. Bien que cette approche ait un potentiel appréciable, elle n'est pas fondamentalement adaptative car elle repose toujours sur l'équation statique du PMV et donc sur une moyenne fixe.

Nous croyons qu'il est difficile de réduire les facteurs influençant le confort thermique à une équation ayant des paramètres (ou règles) prédéfinis. En effet, le confort thermique est aussi fonction de variables psychologiques et sociales telles l'âge, le sexe, les attitudes, la personnalité, le style de vie et les valeurs. À notre avis, ne pas laisser place à ces variables serait de ne pas accepter ces différences sous prétexte de rester général. C'est pourquoi nous optons pour une approche impliquant un apprentissage qui permette une certaine latitude par rapport à la dimension personnelle des occupants sans pour autant prendre en considération explicitement ces paramètres.

#### 2.1.4 Transition vers le confort

Nous partageons l'avis de Culp *et al* [11], qui mentionnent que nous serons bientôt capables de mesurer et contrôler l'environnement d'un bâtiment pour obtenir le confort des occupants plutôt que simplement considérer la température ambiante. À ce sujet, plusieurs facteurs accélèrent la transition au nouveau paradigme de confort thermique :

- Le travail théorique nécessaire à la compréhension des impacts des paramètres sur le confort est avancé et compris. Plusieurs standards sont établis.
- Le contrôle en fonction du confort, par opposition à la température ambiante, réunit de plus en plus d'adeptes.
- La technologie d'évaluation et de mesure des facteurs a évolué jusqu'au point où elle offre maintenant des solutions fiables à moindres coûts.



## 2.2 Politiques de contrôle

Puisque l'être humain recherche certaines situations climatiques pour satisfaire son besoin de confort thermique, il agit de façon à créer un environnement conforme à ses attentes. Toutes les actions entreprises pour atteindre une conformité maximale, ou à défaut, une divergence minimale, sont considérées comme faisant partie de la politique de contrôle de l'environnement. Le système présenté à la figure 1.1 est celui qui est considéré par la politique de contrôle.

Pour un système automatisé de contrôle de l'environnement, tel un thermostat, la politique de contrôle est basée sur les informations dont dispose le système et les moyens d'action que peut prendre le système pour changer les conditions environnementales. Ces deux facteurs sont déterminants quant au niveau d'atteinte de l'objectif de confort. En pratique, cependant, ils sont contraints par des considérations de coûts. En effet, les coûts reliés à l'ajout de dispositifs pour améliorer l'un ou l'autre de ces facteurs doivent être compensés par une réduction des coûts d'opération à long terme. Ceci explique pourquoi, en réalité, on retrouve peu de politiques de contrôle sophistiquées.

Cette section répertorie les principales politiques de contrôle d'environnement climatique et décrit les informations et les moyens d'action possibles pour chacune des réalisations.

### 2.2.1 Thermostats actuels

À l'heure actuelle, il existe principalement deux types de thermostats sur le marché :

- le thermostat conventionnel ;
- le thermostat programmable.

Ces deux dispositifs considèrent seulement la température ambiante comme indicateur de confort.

**Le thermostat conventionnel** est composé d'une console simple, habituellement un cadran rotatif ou deux boutons digitaux qui permettent à l'utilisateur de fixer un point de consigne. Lorsque la température ambiante dévie du point de consigne, le thermostat active le système de chauffage ou climatisation pour rétablir la température ambiante jusqu'au point de consigne. Le point de consigne dicté par l'utilisateur correspond à une température ambiante qu'il juge confortable.

Un problème associé à ce thermostat est que l'utilisateur doit modifier souvent le point de consigne en fonction des facteurs que seul l'utilisateur perçoit : habillement, activité physique, humidité, etc. . . Conséquemment, si ces facteurs changent continuellement et que l'usager veut être confortable, il doit lui-même ajuster le point de consigne souvent et adéquatement. Quant à l'économie d'énergie, l'utilisateur doit ajuster lui-même le point de consigne du thermostat pour minimiser cette dernière lorsque c'est possible. Ceci rend l'application d'un plan d'économie d'énergie difficile à réaliser.

Plusieurs publications critiquent l'utilisation de thermostats conventionnels. Harmon [22] souligne que plusieurs personnes ne comprennent pas comment fonctionne ce thermostat. Benton [4] indique que les personnes qui augmentent le point de consigne n'ont pas tendance à le diminuer ultérieurement. Pour obtenir des gains énergétiques significatifs, Cramer *et al* [10] stipulent que le contrôle doit être automatique plutôt que volontaire.

**Le thermostat programmable** marque la deuxième génération de contrôle en ajoutant un degré d'automatisme au thermostat conventionnel. L'estimation du confort repose toujours sur la température ambiante mais maintenant, l'utilisateur peut programmer ses demandes de point de consigne selon ses habitudes de vie. Il peut, par exemple, diminuer les points de consigne la nuit et lors de ses absences.

L'avantage de ce thermostat est double : l'occupant sauve systématiquement de l'énergie

durant les périodes d'abaissement de la température sans se préoccuper continuellement des points de consigne et contrairement au thermostat conventionnel, il s'assure d'un minimum de confort après les périodes d'abaissement car la température revient à la normale automatiquement.

Les désavantages principaux sont que la programmation du thermostat est complexe et statique. En effet, il appert que la programmation du thermostat est difficile pour de nombreux utilisateurs et conséquemment, ils n'ont pas tendance à mettre à jour périodiquement la programmation du thermostat. Par surcroît, l'horaire programmé par l'utilisateur est statique : c'est-à-dire que le thermostat ne change pas l'horaire selon la réalité. En d'autres termes, le thermostat ne tient pas compte de la présence réelle de l'occupant et encore moins de ses activités (sommeil, travail manuel, ...).

Dans tous les cas, il faut que les points de consigne soient adéquats pour obtenir une économie d'énergie sans sacrifier le confort.

### 2.2.2 Économies d'énergie

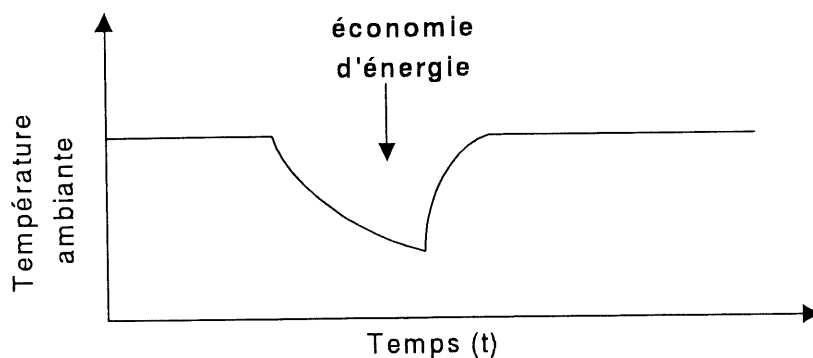
Un bon nombre de politiques de contrôle ont recours à la modulation du point de consigne pour économiser de l'énergie. L'approche la plus utilisée, appelée *setback*<sup>1</sup>, est de réduire le point de consigne lorsque les occupants sont absents ou lorsque qu'ils dorment et qu'ils sont, par conséquent, bien isolés sous leurs couvertures. La figure 2.1 illustre un exemple de réduction du point de consigne.

Plusieurs études explorent le potentiel de réduction de consommation d'énergie dû au *setback* [37, 9, 35, 41]. Leurs constatations sont les suivantes :

1. Réduire le point de consigne (température ambiante) réduit la consommation d'énergie

---

<sup>1</sup>Comme nous n'avons pas trouvé de traduction concise pour ce terme, nous conservons son expression originale anglaise. Cependant, nous soulignons cet usage par la forme italique.

FIG. 2.1: Réduction du point de consigne (*setback*)

pour les systèmes à capacité finie (utilisant gaz, huile et/ou électricité).

2. Plus le point de consigne durant la période de *setback* est bas, plus l'économie d'énergie est grande.
3. Plus la période de *setback* est longue, plus y il a économie d'énergie.
4. Réduire le point de consigne durant le jour entraîne moins d'économie que durant la nuit.

En réduisant les points de consigne la nuit, Schade, McConnell *et al* [41, 35] économisent de 5 à 20% d'énergie. Pour un ajustement approprié d'une journée complète, Nelson et MacArthur [37, 33] obtiennent jusqu'à 30% d'économie.

Malgré ces points en faveur de l'approche du *setback*, les chercheurs mentionnent que la capacité des SCC doit être assez grande pour rétablir les points de consigne confortables en un temps raisonnable. Ils mentionnent aussi que la demande énergétique lors du rétablissement du point de consigne confortable est importante.

Depuis 1980, l'industrie s'est beaucoup intéressée à la diminution du point de consigne pour réduire la consommation d'énergie et les coûts. Durant ces années, plusieurs compagnies, telles que Honeywell et American Standard, ont fait breveter leurs idées concernant des

thermostats qui suivent des points de consigne préprogrammés pour obtenir soit un maximum de confort, soit un maximum d'économie. Ces systèmes de *setback* se concentrent sur la tâche d'établir un temps adéquat de retour au point de confort pour éviter que les occupants se trouvent dans un état d'inconfort.

Pour contrer l'effet de la surévaluation du point de consigne par les occupants ainsi que pour obtenir les avantages de la diminution du point de consigne, Harmon [22] a proposé un thermostat qui réduit graduellement (environ  $\frac{1}{2}^{\circ}C/hr$ ) le point de consigne une fois que l'utilisateur l'a fixé. Harmon indique que, de cette façon, on obtient une réduction de l'énergie consommée par négligence d'ajustement du thermostat (lors d'absence ou sommeil) plutôt que par action explicite. Il ajoute que le changement graduel de température ambiante est imperceptible aux occupants.

### 2.2.3 Confortstat

Une nouvelle génération de contrôle de chauffage et climatisation, appelée **confortstat** [18, 42], est actuellement au stade de recherche et de développement. Ce type de thermostat est issu d'un nombre d'essais provenant des milieux de la recherche académique et commerciale. Cette génération est la première à reconnaître que le confort thermique ne repose pas simplement sur la température ambiante.

Malgré que plusieurs incarnations existent [42, 19, 29, 45, 13, 32, 18, 36, 17], elles diffèrent sur les facteurs considérés et, incidemment, sur la politique de contrôle utilisée. Culp *et al* [11] croient qu'il est essentiel de considérer la température radiante alors que MacArthur [33] pense que l'humidité est le facteur le plus important.

En 1994, Fountain *et al* [18] ont réalisé un confortstat pour chambres d'hôtel. C'est un dispositif adaptatif qui apprend les préférences de confort des clients. Le système considère

la température radiante et la température ambiante pour assurer le confort ; la présence des occupants est aussi utilisée pour réduire la consommation énergétique. Pour cette application, seulement la température ambiante est contrôlée.

La plupart des approches se basent en partie sur l'équation du PMV (section 2.1.2). Cependant, d'autres approches ont été explorées. Ueda *et al* [49] ont utilisé la température de la peau et la température ambiante pour fournir le confort dans une automobile. De même, Davis *et al* [12] emploient la température intérieure, la température extérieure, la température du moteur, la radiation solaire et l'humidité pour contrôler la ventilation dans une automobile.



## Chapitre 3

# Proposition du confortstat intelligent

Ce chapitre décrit l'approche proposée pour réaliser un *confortstat intelligent*. Nous présentons d'abord les facteurs d'influence qui motivent notre approche. Deuxièmement, nous énumérons les composants matériels nécessaires pour le fonctionnement du confortstat. Finalement, nous abordons les techniques utilisées lors de la réalisation et situons leur usage dans l'ensemble de la proposition.

Avant de continuer, il est de mise de rappeler nos objectifs quant à la réalisation d'un confortstat idéal :

- Il maximise le confort des occupants ;
- Il minimise la consommation d'énergie (sans sacrifier le confort) ;
- Il demande minimum d'interventions des utilisateurs ;
- Il offre une interface-utilisateur convivial ;
- Il engendre des frais d'installation et d'opération minimales.

L'ordre dans lequel sont présentés les objectifs est représentatif de leur importance res-



pective à notre égard.

Nous nommons notre dispositif de contrôle un confortstat “intelligent” parce qu’il :

- Apprend les habitudes des occupants ;
- Imité le comportement des occupants quant à la programmation du confortstat ;
- Présente des caractéristiques fonctionnelles plus complexes qu’un thermostat conventionnel ou programmable.

## 3.1 Influences

Notre approche de conception réunit plusieurs concepts empruntés aux thermostats et confortstats existants. Les trois sous-sections suivantes décrivent les apports respectifs des approches précédentes à la nôtre.

### 3.1.1 Interface-utilisateur

La plus grande force du thermostat conventionnel est sa simplicité. Pour l’utilisateur, cette simplicité est apparente dans l’interface-utilisateur. Nous nous inspirons du cadran rotatif des thermostats conventionnels pour notre interface-utilisateur représentée à la figure 3.1.

Comme avec un thermostat conventionnel, l’utilisateur ajuste les cadrans selon son appréciation et ses dispositions actuelles. Il peut indiquer au confortstat son habillement, son activité physique et sa perception du confort thermique à chaque fois qu’il change l’un ou l’autre de ces paramètres. Par exemple, au moment de se coucher, il peut indiquer au confortstat que son habillement passe à habillé chaudement et que son activité physique se limite à être couché. Dans un autre temps, si l’utilisateur n’est pas satisfait des conditions thermiques

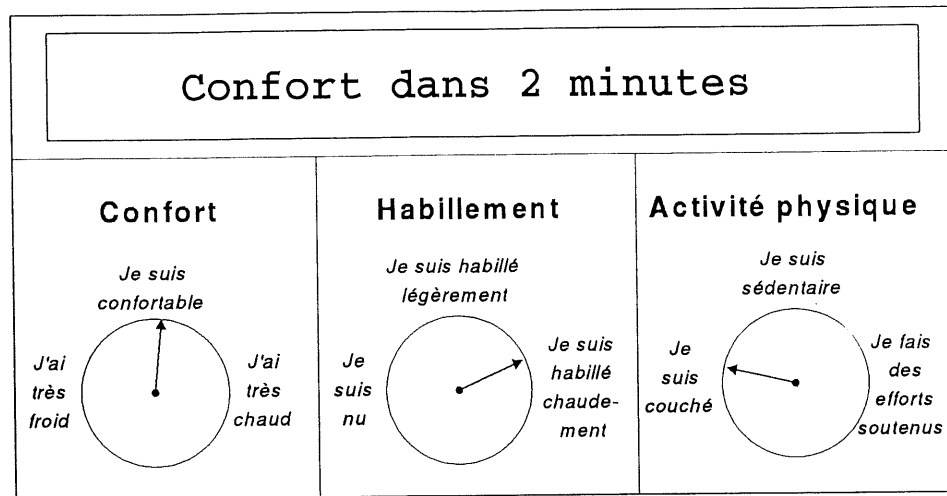


FIG. 3.1: Interface-utilisateur du confortstat intelligent

dans la maison, il peut simplement ajuster le cadran de confort selon sa perception de froid ou de chaleur.

### 3.1.2 Auto-programmation

Le concept de programmation du thermostat programmable est intéressant car il permet de contrôler automatiquement les conditions environnementales d'une pièce sans interventions répétitives de l'utilisateur. Ceci entraîne un meilleur confort pour l'utilisateur lorsque l'horaire programmé est adéquat. Par exemple, la température ambiante remonte automatiquement le matin avant même le réveil des occupants. Typiquement, l'horaire programmé correspond aux habitudes de vie réelles des occupants.

Notre approche cherche à réduire le nombre d'interactions entre l'utilisateur et le confortstat. Nous pensons que la programmation s'applique bien au contrôle d'un confortstat mais qu'il est assez difficile de prévoir longtemps d'avance ses comportements et de les programmer dans un thermostat. Conséquemment, nous croyons qu'il est plus approprié d'apprendre

les habitudes de vie des occupants au fur et à mesure qu'elles se manifestent, plutôt que de demander aux occupants de les prévoir. Ce faisant, nous simplifions l'interaction entre l'utilisateur et le confortstat car il n'y a aucune "programmation" faite par l'utilisateur. Nous croyons que cette méthode d'ajustements successifs de la programmation mène à un horaire qui correspond de plus près aux habitudes de vie réelles des occupants, par rapport au thermostat programmable.

### 3.1.3 Facteurs de confort utilisés

Puisque nous voulons procurer un confort thermique aux occupants, nous utilisons le concept du confortstat pour considérer non seulement la température ambiante mais aussi l'habillement et l'activité physique comme étant variables. Ces deux nouvelles variables aident grandement à établir un meilleur indice de confort thermique et elles sont faciles à estimer par les occupants eux-mêmes. Nous considérons deux facteurs comme fixes : la vitesse de déplacement de l'air et l'humidité.

Quant à l'humidité, nous jugeons que cette variable n'influence pas le confort de façon significative dans un contexte résidentiel. Ceci est en accord avec Michaud, Hamdi *et al* [36] et Fanger [36, 16] qui stipulent que l'amplitude de la variation du confort qui est due à l'humidité dépend largement des autres facteurs environnementaux. Puisque ces facteurs demeurent dans des intervalles limités dans une maison, nous ignorons les variations d'humidité dans nos calculs de confort.

Pour illustrer ce phénomène, la figure 3.2 présente la faible variation de l'indice PMV en fonction de l'humidité, sous des conditions résidentielles normales : habillement = 0.8 *clo*, activité physique = 1.0 *met*, température ambiante et radiante = 24°C, déplacement de l'air = 0.1 *m/s*.

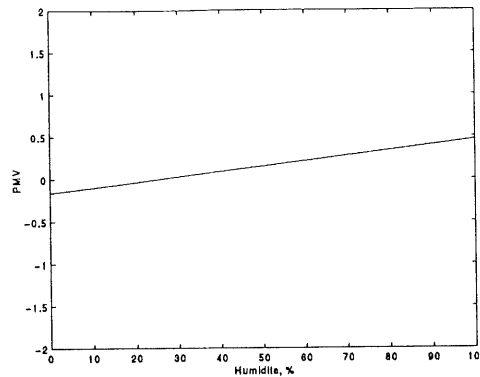


FIG. 3.2: Variation du confort en fonction de l'humidité relative

La température radiante n'est pas considérée comme variable indépendante puisque nous faisons l'hypothèse qu'elle est égale à la température ambiante dû à un faible écart entre celles-ci et un brassage continu de l'air. Le plus fréquemment, la différence de température entre la température ambiante et la température radiante est attribuable à l'exposition aux rayons du soleil passant à travers une fenêtre. Puisque cette exposition peut changer rapidement suite à un ennuagement, il est donc difficile pour un SCC de suivre une telle variation. Il faut aussi considérer que plusieurs personnes peuvent être présentes dans la même pièce et que seulement certaines d'entr'elles puissent être exposées. Puisque, en général, les rayons du soleil pénètrent seulement une petite partie d'une pièce, il vaut mieux opter pour le cas le plus courant où la température radiante suit la température ambiante.

Le tableau 3.1 résume les raisons qui motivent nos choix de paramètres environnementaux variables.

Nos travaux se limitent au contrôle de la température ambiante à l'aide d'un SCC. Ceci découle de notre objectif de réduction des coûts d'installation. En effet, il est possible de supposer que tous les foyers ont déjà un système de chauffage ou de climatisation qui permet ce contrôle. Nous voulons aussi éviter l'installation de nouveaux dispositifs de contrôle de l'environnement (ex : ventilateurs, déshumidificateurs, rideaux motorisés, ...).

Facteur thermique	Variable	Raison
Température ambiante	Oui	Capteurs existants peu dispendieux
Température radiante	Non	Peu d'exposition et change rapidement
Vitesse de déplacement de l'air	Non	Varie peu dans une maison
Humidité	Non	Influence peu le confort
Habillement	Oui	Facile à estimer par les occupants
Activité physique	Oui	Facile à estimer par les occupants

TAB. 3.1: Facteurs thermiques considérés

### 3.1.4 Entrées et sorties

À la lumière des choix présentés précédemment, nous avons décidé de considérer les entrées et sorties suivantes :

<i>Entrée</i>	<i>Dispositif / capteur</i>
Température ambiante	Thermomètre
Confort thermique	Interface-utilisateur
Habillement	Interface-utilisateur
Activité physique	Interface-utilisateur
Présence	Détecteur de mouvement
Date et heure	Horloge temps-réel

TAB. 3.2: Entrées du confortstat

<i>Sortie</i>	<i>Activateur</i>
Température (ambiante) de consigne	Ligne de tension
Estimation de l'habillement	Interface-utilisateur
Estimation de l'activité physique	Interface-utilisateur
Estimation du confort thermique	Interface-utilisateur

TAB. 3.3: Sorties du confortstat

## 3.2 Équipements matériels

Le design du confortstat intelligent repose sur la disponibilité de plusieurs dispositifs matériels. Chacun des dispositifs suivants est nécessaire pour le fonctionnement du confortstat :

- Un thermomètre pour mesurer la température ambiante. L'exactitude et la précision de la lecture devraient être de  $1^{\circ}\text{C}$  ou moins.
- Une interface-utilisateur mural simple pour interroger l'utilisateur sur son habillement, son activité physique et son appréciation du confort (figure 3.1)
- Un microcontrôleur avec mémoire vive et une horloge temps-réel. Nous considérons que le microcontrôleur peut effectuer des opérations arithmétiques à point flottant (nécessaires pour l'exécution d'un RNA).
- Un détecteur de présence automatique (ex : un détecteur de mouvement)

Tout le matériel listé ci-haut est disponible sur le marché à des prix modiques.

### 3.3 Techniques utilisées

Pour réaliser le confortstat intelligent, nous avons utilisé deux techniques d'intelligence artificielle : les réseaux de neurones artificiels (RNA) et l'apprentissage temporel.

Les RNA constituent une technique d'apprentissage générale très répandue. Dans ce travail, les RNA sont utilisés comme ingrédients de base partout où il y a apprentissage. Nous présentons les RNA au chapitre 4 et décrivons leur usage pour l'apprentissage de l'indice PMV au chapitre 6.

Puisque les apprentissages faits par le confortstat intelligent sont tous basés sur des événements temporels, nous avons développé une technique originale d'apprentissage spécialisé pour les événements temporels répétitifs. Cette technique est basée sur les RNA et est décrite au chapitre 5. L'apprentissage temporel est employé pour les apprentissages suivants :

- Indice de confort personnalisé
- Présence des occupants en fonction du temps
- Habillement des occupants en fonction du temps
- Activités physiques des occupants en fonction du temps
- Fonction de transfert de la maison (caractéristiques physiques)

La réalisation du confortstat intelligent est faite sous forme logicielle. Il est de pratique courante d'embarquer un logiciel sur un microprocesseur afin d'y ajouter des fonctionnalités dites intelligentes et d'en faire un dispositif individuel indépendant [38].

L'architecture logicielle du confortstat intelligent reprend celle proposée par l'auteur [6]. Ce design ainsi que le fonctionnement du confortstat sont présentés au chapitre 8.

# Chapitre 4

## Réseaux de neurones artificiels

### 4.1 Introduction

Le confortstat intelligent se veut un dispositif qui, jusqu'à une certaine limite, imite le processus d'apprentissage et de décision d'un humain en regard de son confort et de ses habitudes de vie. Ceci suggère que le thermostat bénéficierait d'un mécanisme similaire à celui du cerveau humain pour traiter des informations réelles, c'est-à-dire des données peu précises ou incomplètes. C'est précisément ce que veulent modéliser les réseaux de neurones artificiels (RNA).

Les RNA sont des modèles simplifiés du cerveau humain et de son système nerveux. Le patron d'architecture utilisé tente de maximiser le traitement distribué et parallèle tel qu'inspiré par les réseaux de neurones naturels. Malgré que les modèles de RNA actuels soient encore loin de rivaliser avec la fonctionnalité du cerveau humain, ils réussissent à résoudre des problèmes là où d'autres méthodes informatiques conventionnelles ont échoué.

Dans cette section, nous présentons brièvement un seul type de RNA : le multicouches



propagation-avant avec apprentissage par rétropropagation de l'erreur. C'est le type de RNA le plus répandu aujourd'hui.

Pour le confortstat intelligent, le RNA représente l'unité de traitement de base pour traiter l'information qu'il acquiert. Nous présenterons au chapitre suivant de quelle manière le RNA est encadré dans le processus d'apprentissage et de prise de décision temporelle.

## 4.2 Description

De façon sommaire, les RNA *apprennent* une fonction de correspondance entre un domaine d'entrée et un domaine de sortie. Le processus d'apprentissage consiste à former des généralisations à partir d'ensembles restreints du domaine d'entrée.

Un RNA décompose le traitement d'une information en plusieurs sous-traitements. Chaque unité de traitement possède une mémoire et effectue une opération locale simple. Les unités qui correspondent aux neurones sont reliées ensemble par des connexions unidirectionnelles. Ainsi, le résultat en sortie d'un neurone est soumis en entrée à un autre neurone.

Le modèle de base d'un neurone du RNA est illustré à la figure 4.1. On calcule la somme des entrées pour obtenir le niveau d'activation du neurone selon une fonction de transfert. Le résultat est ensuite passé au neurone suivant. Les connexions en entrées sont caractérisées par une certaine conductivité, qui est représentée comme un facteur sur l'influx. Le neurone fournit un élément de biais sur la somme des entrées.

Mathématiquement, l'équation qui détermine le niveau d'activation, c'est-à-dire le résultat net en sortie, d'un neurone est :

$$a = f(A \times W + \text{biais}) \quad (4.1)$$

où  $A = (a_1, a_2, \dots, a_n)$  est un vecteur comportant les niveaux d'activation en entrée,  $W =$

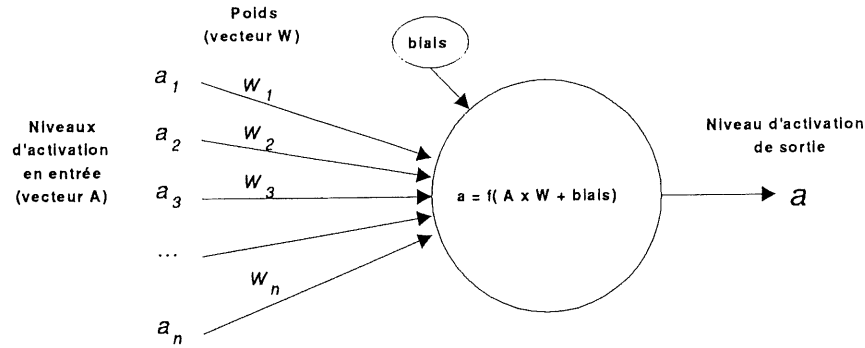


FIG. 4.1: Modèle d'un neurone

$(w_1, w_2, \dots, w_n)$  est un vecteur de poids sur les entrées et  $f(\dots)$  est une fonction d'activation quelconque. Le biais est habituellement variable : c'est le processus d'apprentissage qui lui assigne une valeur. La sortie du neurone est généralement continue et bornée, soit entre  $-1$  et  $1$  ou entre  $0$  et  $1$ .

La majorité des modèles actuels ont recours à une sigmoïde (forme en S) dont le graphique est illustré en figure 4.2. La fonction sigmoïde la plus utilisée est la *logistique* :

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (4.2)$$

Cette fonction est intéressante pour les RNA car elle est continuellement dérivable. Notamment, sa dérivée est toujours positive :

$$f'(x) = f(x)(1 - f(x)) \quad (4.3)$$

Cette propriété de la fonction d'activation est nécessaire pour le processus d'apprentissage par rétropropagation. Dans la plupart des cas, il a été démontré que la forme de la fonction avait un impact minime sur la puissance du RNA, mais elle peut avoir un impact sur la vitesse d'apprentissage. Il est important de garder à l'esprit que la fonction sigmoïde logistique n'atteint jamais son maximum ou minimum théorique. En ce sens, les neurones doivent être

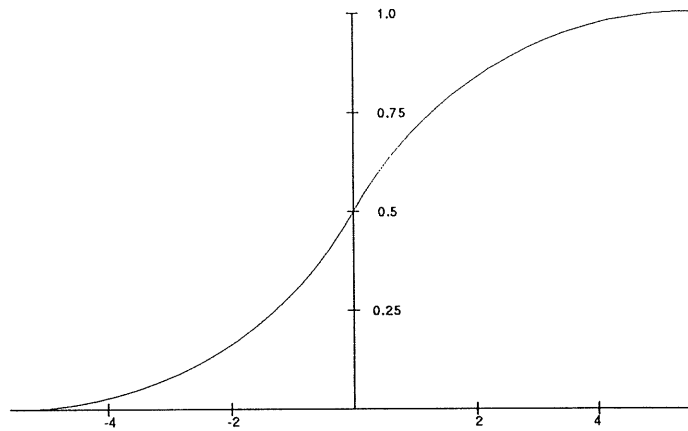


FIG. 4.2: Fonction sigmoïde générale

considérés totalement excités à la valeur 0.9 et éteints à environ 0.1. Il est donc futile de s'attendre à ce qu'un RNA atteigne une valeur de 0 ou 1 en sortie. Le même raisonnement s'applique pour les entrées qui devraient normalement être échelonnées entre 0.1 et 0.9.

Pour le type de RNA qui nous intéresse, plusieurs neurones sont liés entre eux par des connexions-avant. Ainsi, l'information est propagée uniquement dans un sens lorsque le réseau est en marche. L'organisation structurale des neurones pour former un RNA multicouches est présentée à la figure 4.3. Le réseau possède une couche de neurones d'entrée, une ou plusieurs couches cachées et une couche de sortie. La couche d'entrée reçoit les données (excitation), les couches intermédiaires traitent l'information et la couche de sortie produit un traitement final et affiche les résultats.

Chacune des couches sert à créer une représentation interne de la correspondance à établir entre l'entrée et la sortie. Elles participent au traitement des données de façon simultanée. Chaque opération effectuée par une couche de neurones est considérée comme un cycle d'opérations pour le RNA. Par conséquent, la propagation des activations par l'avant dure trois cycles pour un réseau à trois couches.

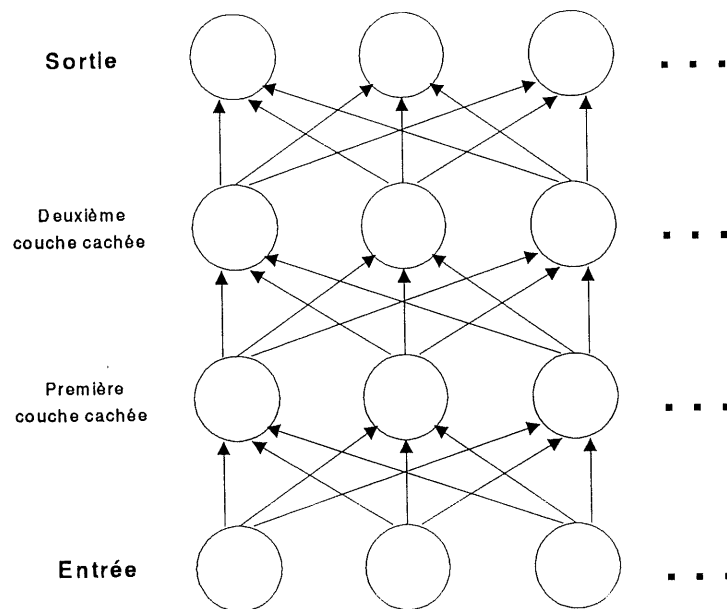


FIG. 4.3: Structure d'un RNA multicouche à propagation-avant

### 4.3 Apprentissage

L'entraînement d'un RNA est un processus numérique lourd qui consiste à optimiser la solution d'équations à plusieurs inconnus. C'est une loi d'apprentissage qui modifie la représentation interne d'un RNA pour un problème donné. Dans un contexte d'apprentissage supervisé, elle fixe les poids des connexions et des biais en fonction d'entrées et de sorties présentées. Puisque les entrées et les sorties présentées ne forment qu'un sous-ensemble des domaines d'entrée-sortie, le RNA doit déduire des généralisations à partir d'exemples restreints. La structure du RNA et la loi d'apprentissage sont déterminantes en ce qui concerne la capacité de généralisation.

La technique de rétropropagation avec momentum fut avancée par Rumelhart et McClelland [39] en 1986. Selon cette technique, l'entraînement commence par l'initialisation des poids à une valeur aléatoire près de zéro. Ensuite, un sous-ensemble des données d'entraîne-

ment est présenté au RNA, un à la fois. Une mesure de l'erreur du RNA est calculée et les poids sont mis à jour afin de minimiser cette erreur. Ce processus est répété autant de fois que jugé nécessaire par le concepteur ou l'utilisateur du RNA.

Chaque cycle de présentation d'entrée et de correction associée est appelé une *époque*. Le nombre d'échantillon tiré de l'ensemble d'entraînement à chaque époque est appelé la *cardinalité de l'époque*. Quelquefois, il est intéressant de présenter tout l'ensemble d'entraînement à chaque époque. Sinon, il importe de choisir aléatoirement les échantillons présentés pour obtenir un apprentissage uniforme sur tout l'ensemble d'entraînement.

La métrique la plus utilisée pour mesurer l'erreur est l'erreur quadratique moyenne (équation 4.4) sur le niveau d'activation en sortie. C'est un indice facile à calculer et sa dérivée partielle par rapport à chacun des poids peut être calculée explicitement. L'erreur quadratique moyenne (EQM) pour une présentation est la moyenne des différences entre l'activation obtenue et l'activation voulue au carré sur les neurones de sortie. L'erreur d'une époque est la moyenne des EQM des présentations de cette époque. Si on choisit l'échantillon  $e$  et que l'activation voulue du neurone  $j$  pour cet échantillon est  $v_{ej}$  et que l'activation obtenue est  $o_{ej}$ , l'erreur pour cette présentation est

$$E_p = \frac{1}{n} \sum_{j=0}^{n-1} (v_{ej} - o_{ej})^2 \quad (4.4)$$

lorsqu'il y a  $n$  neurones. S'il y a  $m$  présentations durant une époque, l'erreur est

$$E = \frac{1}{m} \sum_{p=0}^{m-1} E_p \quad (4.5)$$

Les dérivées sont très importantes lors de l'optimisation des poids. Puisqu'on connaît la dérivée partielle de l'erreur par rapport à chacun des poids, nous avons un moyen de réduire l'erreur [39].

Pour une présentation, la dérivée de l'erreur en sortie par rapport au poids de la couche

précédente est exprimée en deux parties :

$$\delta_j = f'(net_j)(v_j - o_j) \quad (4.6)$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = -o_i \delta_j \quad (4.7)$$

où  $o_i$  est l'activation du neurone de la couche précédente  $i$ ,  $net_j$  est la somme des influx pondérés de la couche de sortie  $j$ ,  $o_j$  est l'activation de ce neurone et  $v_j$  est l'activation voulue pour ce neurone.

Les dérivées partielles par rapport aux poids des couches cachées peuvent être calculées si les valeurs  $\delta$  pour les couches qui la succèdent sont connues. Dans la formule suivante,  $w_{kj}$  est le poids de la connexion entre le neurone  $j$  de la couche cachée et le neurone  $k$  de la couche suivante. Le  $\delta$  indiqué avec un indice  $k$  représente les variations pour les couches succédant à ce neurone caché, tandis que le  $\delta$  avec l'indice  $j$  est celui dont on cherche la valeur pour la couche cachée. La dérivée partielle est calculée en fonction de  $w_{ji}$ , le poids de la connexion entre ce neurone caché  $j$  et le neurone  $i$  de la couche précédente.

$$\delta_j = f'(net_j) \sum_k (\delta_k w_{kj}) \quad (4.8)$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = -o_i \delta_j \quad (4.9)$$

L'évaluation des dérivées lors de l'apprentissage se fait dans l'ordre inverse de l'évaluation des valeurs d'activation lorsque le réseau s'exécute normalement. La couche de sortie est la première, suivie des couches cachées. C'est cette *propagation rétroactive* de l'erreur des neurones de sortie qui a inspiré le nom de la technique présentée.

Ces formules illustrent la présentation d'un seul échantillon. Afin de calculer le gradient pour une époque complète, on fait la somme des gradients obtenus pour chaque échantillon.

## 4.4 Processus de conception itératif

Dans le cas des RNA en général et des RNA multicouches en particulier, il est quasi impossible de choisir une architecture efficace pour un problème donné. L'expérimentation est le meilleur moyen de vérification de la qualité d'un RNA. Pis encore, après qu'un RNA ait été entraîné, il est difficile de dire pourquoi il fonctionne bien. Il est généralement prétendu que le RNA fonctionnera bien avec toutes les entrées présentées. Les techniques de preuves mathématiques pour la vérification des performances d'un RNA sont encore jeunes et, par conséquent, il est encore trop difficile de *prouver* qu'une structure de RNA est sans faille.

Heureusement, il a été démontré par Blum et Li [5] qu'un réseau à trois couches peut apprendre n'importe quelle fonction continue ayant un domaine restreint. Dans ce cas particulier, la définition du mot apprendre veut dire "approximer à une précision donnée". Le RNA ne peut pas nécessairement apprendre la relation exacte, mais il peut s'en approcher avec une précision arbitraire s'il possède une couche cachée ayant suffisamment de neurones.

Le processus de conception d'un système basé sur un RNA est itératif. Le protocole suivi lors de la conception demande un certain nombre d'essais afin de déterminer la structure du RNA qui convient au problème étudié. À l'heure actuelle, il n'existe malheureusement pas d'approches qui permettent d'arriver directement à une configuration optimale de RNA sans itération. L'expérimentation est le plus souvent menée par le concepteur qui réalise manuellement chaque itération en fonction de son expertise.

Le processus de conception d'un RNA est schématisé à la figure 4.4. Le protocole d'expérimentation suivi dans ce mémoire respecte les cinq étapes principales illustrées.

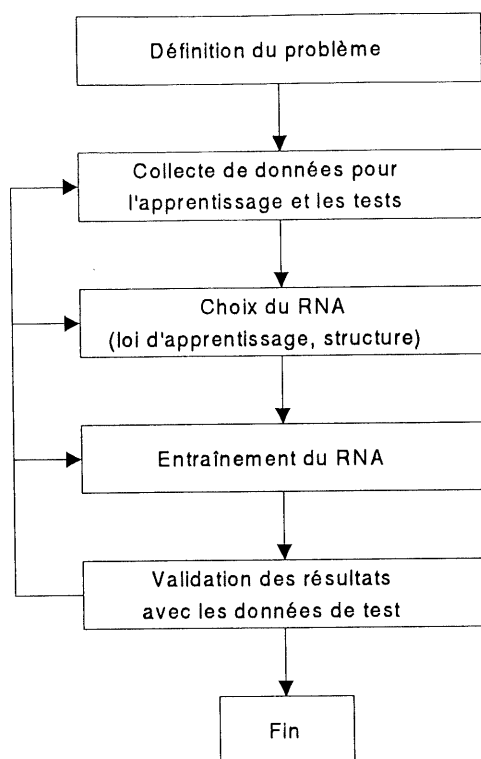


FIG. 4.4: Processus de conception d'un RNA

## 4.5 Justification d'utilisation

La force des RNA est leur grand potentiel d'adaptation pour approximer des fonctions. Pour les applications envisagées, deux propriétés retiennent notre attention :

1. La réduction du bruit. Un RNA peut être entraîné pour reconnaître un certain nombre de patrons (*patterns*). Ces modèles peuvent faire partie d'une série temporelle, d'une image, etc. Si on présente un échantillon de ces modèles comportant du bruit, le RNA est capable d'y associer le modèle original. Cette application peut être utile pour généraliser un comportement de présence ou d'absence car il y a souvent des exceptions



qui perturbent le rythme de vie habituel des occupants.

2. La prédiction. Une difficulté commune est de prédire la valeur d'une variable selon un historique de cette dernière et, quelquefois, de variables supplémentaires. Par exemple, faire des prédictions météorologiques ou économiques. Dans ce contexte, les RNA ont démontré qu'ils surpassaient les techniques conventionnelles. Pour le problème qui nous intéresse, on peut penser à des prévisions concernant l'activité physique, l'habillement, la présence des occupants ainsi que la charge thermique du bâtiment.

Dans le cadre de nos travaux, deux raisons nous ont amené à croire que les RNA seraient supérieurs aux méthodes traditionnelles :

1. Soit que les données sur lesquelles le traitement doit être fait sont «floues» comme par exemple : une opinion humaine, des catégories mal définies ou des données comportant des erreurs. Dans ces cas, les RNA démontrent une robustesse importante [34].
2. Soit que les raisons menant à la décision sont subtiles, cachées ou inconnues. Un des avantages principaux des RNA est leur habileté à découvrir des *patterns* souvent imperceptibles aux humains ou aux méthodes statistiques conventionnelles [26].

## Chapitre 5

# Apprentissage d'événements temporels

Une partie importante de la solution proposée pour le confortstat intelligent est l'apprentissage des habitudes de vie des occupants. Essentiellement, nous voulons un algorithme qui puisse prédire adéquatement des événements ou conditions temporelles quasi périodiques. Ceci suppose que les comportements des occupants se répètent presque à chaque journée ou chaque semaine sans être exactement les mêmes.

Nous savons que les réseaux de neurones sont habiles à dégager une tendance dans une série de données emmagasinées mais ils ne sont pas conçus pour discriminer les informations temporelles importantes d'un jeu de données. En effet, les RNA ne donnent pas de significations particulières aux entrées temporelles. Elles sont traitées comme les autres informations alors que nous savons déjà qu'elles influencent la sortie quant au poids à donner aux informations qui les accompagnent.

D'après nous, il faut traiter les informations temporelles avant même de les présenter au RNA pour parvenir à un apprentissage rapide. Cette opération est cruciale et c'est pour cette raison que nous proposons un traitement spécialisé pour l'apprentissage temporel.

Comme pour le neurone artificiel, ce sont nos connaissances sur la neurobiologie qui nous aident à modéliser l'apprentissage temporel d'un être vivant et à traduire ce processus en un programme d'instructions logicielles. Idéalement, l'apprentissage temporel artificiel devrait correspondre à ce qu'un humain apprendrait d'un même conditionnement.

Ce chapitre décrit le modèle d'apprentissage développé pour le confortstat intelligent. En premier lieu, nous énumérons les concepts neurobiologiques sous-jacents à notre modélisation. En second lieu, nous décrivons notre modèle d'apprentissage temporel. Des exemples d'utilisation de ce modèle dans le confortstat intelligent sont présentés au chapitre 7.

## 5.1 Apprentissage neurobiologique

Le domaine de la neurobiologie définit largement l'apprentissage comme étant un processus d'acquisition de nouvelles informations [14]. Ce processus est entièrement dépendant d'un mécanisme nommé "mémoire". La mémoire réfère à la *persistance* de l'apprentissage dans un état où il peut être récupéré ultérieurement. Donc, l'information contenue dans la mémoire est une conséquence de l'apprentissage. Comme il a été présenté au chapitre 4, l'unité de base de stockage de la mémoire dans le cerveau est le neurone.

Il existe plusieurs types d'apprentissage dans le monde des vivants [40]. Pour le confortstat intelligent, le paradigme d'apprentissage qui retient notre intérêt est "l'apprentissage par association", c'est-à-dire la mise en relation d'événements. Ce concept est approprié car nous voulons établir des relations entre des comportements engendrés par l'humain (habitudes) et le temps. Aussi, par opposition à d'autres types d'apprentissage, le concept d'association ne nécessite pas de renforcement tel une récompense ou une punition, ce qui serait inadapté dans notre cas.

Parmi les concepts avancés pour expliquer le fonctionnement de la mémoire, une théorie

propose que chaque unité d'information est en compétition avec les autres pour conserver son importance dans la mémoire. Ainsi, lorsque trop d'informations sont présentées au cerveau, celui-ci choisit les informations pertinentes à emmagasiner et retenir. Les informations qui ne sont pas retenues et celles qui étaient déjà en mémoire mais qui seront perdues sont dites "oubliées".

L'apprentissage est donc le processus de sélection des informations qui sont importantes pour l'humain. Selon Klopff [28], l'oubli est dû à "l'interférence" dans l'information plutôt qu'au dépérissement physique de l'information dans le neurone. L'interférence provient du fait que plusieurs informations peuvent être contradictoires et que, par ce fait, la vraie information est diluée, voire perdue.

Il est aussi admis que l'information acquise par le cerveau est parsemée dans plusieurs sous-systèmes de traitement qui participent à l'analyse des informations. En effet, il existe un lien étroit entre le stockage de l'information et le traitement de celle-ci [44]. Ceci nous amène à croire qu'il existe différents modèles d'apprentissage pour différentes fonctions de l'humain (c-à-d parole, vision). Il est donc légitime de penser que l'humain possède un système d'apprentissage spécifique pour des événements répétitifs temporels.

Un paradigme souvent discuté en neurologie est la mémoire à court terme *versus* la mémoire à long terme. Bien qu'il n'y ait aucune distinction physique entre ces deux types de mémoire [28], le cerveau semble dissocier (de façon logique) les informations selon ces deux grandes catégories en fonction du contexte dans lequel les informations récoltées seront utilisées.

Dans la mémoire dite à court terme, le cerveau emmagasine des informations circonstancielles susceptibles d'être utilisées rapidement et qui sont sujettes à changer. Dans la mémoire à long terme, le cerveau retient des informations qui sont réutilisées sur une longue période et qui changent rarement.

Avec ces deux types de mémoire, toutes les informations sont stockées dans un premier temps dans la mémoire à court terme. Si une même information est fréquemment utilisée, confirmée de façon plus certaine ou jugée importante à long terme, elle passera progressivement de la mémoire à court terme vers la mémoire à long terme. Une fois qu'une information est dans la mémoire à long terme, elle sera donc plus difficilement oubliable car il faudra plus de temps, de répétition ou d'importance pour qu'elle soit remplacée par une autre information.

## 5.2 Apprentissage temporel artificiel

L'apprentissage temporel artificiel a pour but d'imiter l'apprentissage temporel biologique. Notre objectif est de réduire ce processus à un traitement d'information qui s'applique à plusieurs domaines. Nous considérons que l'apprentissage s'effectue en trois grandes étapes : le stockage, l'oubli sélectif et la généralisation des données.

Le processus est illustré de façon sommaire à la figure 5.1. Chaque information est tout d'abord emmagasinée dans la mémoire au même titre que les informations déjà existantes. Ensuite, elle sera constamment jugée selon son importance par rapport aux autres. Si elle est ou si elle devient peu importante, elle sera oubliée. Les informations retenues à ce niveau constituent la "connaissance factuelle". C'est à partir de ces faits que le cerveau généralise ces informations brutes et tente d'en extraire l'essentiel. Cette nouvelle connaissance déduite représente un niveau supérieur d'information appelé la "connaissance générale".

Nous décrivons les trois étapes de l'apprentissage temporel artificiel dans les sous-sections suivantes.

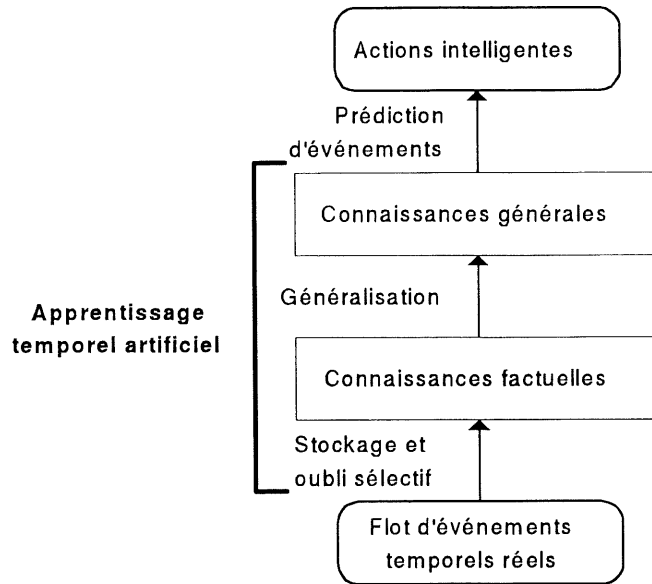


FIG. 5.1: Processus de décision basé sur un apprentissage artificiel

### 5.2.1 Stockage de l'information

Le stockage est l'opération par laquelle chaque information perçue est ajoutée à la mémoire. Sous forme informatique, les informations sont modélisées selon les traitements et les résultats escomptés. Cette étape est propre au domaine d'apprentissage. Cependant, si l'on considère un apprentissage d'événements temporels, nous pouvons définir une unité d'information de base  $\vec{i}$  composée d'un couple  $(t, \vec{e})$  où  $t$  est l'instant temporel lorsque l'événement  $\vec{e}$  s'est produit.

$$\vec{i} \equiv (t, \vec{e}) \quad (5.1)$$

L'événement  $\vec{e}$  est de dimension arbitraire, selon la nature de ce qu'il représente. Par exemple, si l'on veut représenter trois valeurs d'un vote donné, "oui", "non" et "indécis", il est possible d'utiliser un vecteur à deux dimensions. Les trois valeurs sont distribuées dans cet

espace bidimensionnel selon leur signification. À titre d'exemple, les vecteurs pourraient être tels que représentés en figure 5.2.

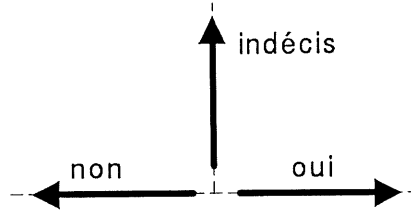


FIG. 5.2: Représentation d'événements dans un espace à deux dimensions

L'opération de stockage ajoute les nouvelles informations à l'ensemble  $M$  des informations contenues dans la mémoire. Comme la capacité de stockage de la mémoire est limitée, l'ensemble  $M$  des informations connues a aussi une dimension limitée. Pour la suite des explications, nous supposons une dimension de grandeur  $N$ . C'est le but de l'opération d'oubli sélectif de s'assurer qu'il y a suffisamment d'espace libre dans l'ensemble  $M$  pour que de nouvelles informations puissent y être ajoutées.

$$M \equiv \{\vec{i}_1, \vec{i}_2, \dots, \vec{i}_N\} \quad (5.2)$$

### 5.2.2 Oubli sélectif

L'oubli sélectif consiste à retirer de la mémoire les informations qui ne sont plus importantes pour permettre l'apprentissage de nouvelles informations. Nous croyons que le critère d'importance est basé sur deux facteurs relatifs à l'ensemble  $M$  des connaissances : la redondance et l'interférence de l'information. L'équation 5.3 illustre la relation d'importance avec ces facteurs. Le temps  $t$  indique le moment où se fait l'opération d'oubli sélectif.

$$Importance(\vec{i}, M, t) \propto \frac{1}{Redondance(\vec{i}, M) + Interference(\vec{i}, M, t)} \quad (5.3)$$

Cette relation ne permet pas de quantifier directement l'importance d'une information. En effet, l'importance d'une information est relative aux autres informations. La valeur absolue de l'importance d'une information n'a pas de sens propre ; ce n'est que la comparaison entre deux informations qui nous indique combien elles sont importantes.

Dans la relation 5.3, la composante de redondance quantifie le niveau de chevauchement d'une information par rapport aux connaissances déjà acquises. Le chevauchement de deux informations est calculé selon le produit vectoriel des deux événements qu'elles comportent. De plus, la redondance est fonction de la distance temporelle entre les deux événements. Tel que présenté par la relation 5.4, plus le chevauchement est grand, plus l'information est inutile car elle est déjà connue.

$$Redondance(\vec{i}, M) \propto \sum_{n=1}^N (\vec{i} \cdot \vec{i}_n) Distance(\vec{i}, \vec{i}_n) \quad (5.4)$$

La distance temporelle entre deux informations constitue le niveau de chevauchement temporel entre ces deux informations lorsqu'on considère qu'un (ou plusieurs) cycle temporel existe. De par la nature des événements à apprendre, on peut considérer qu'il existe un cycle temporel qui caractérise la récurrence d'événements. L'équation de distance temporelle se veut une mesure de l'affinité de deux informations lorsqu'elles sont projetées sur le cycle temporel choisi. Très souvent, le cycle temporel peut être représenté comme à la figure 5.3. Dans ce cas, la distance temporelle entre deux informations peut correspondre à la distance cyclique entre les deux événements qui composent ces informations. La projection d'une information sur la spirale cyclique est dénotée  $cycle_{\vec{i}}$ .

L'interférence, comme nous l'avons déjà expliqué, est l'opposition qu'une information



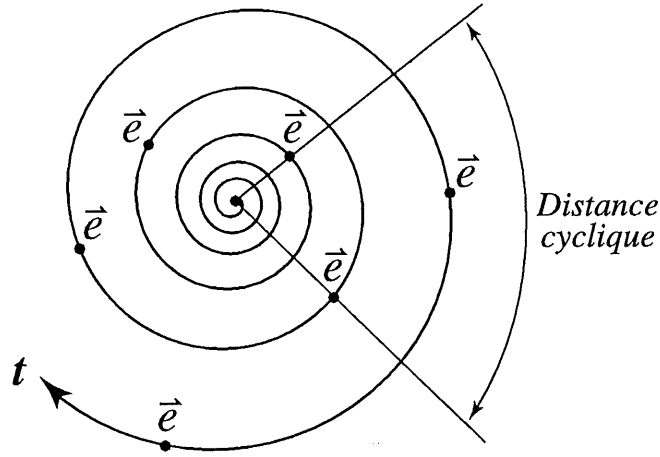


FIG. 5.3: Récurrence cyclique d'événements temporels

exerce sur le reste des informations contenues en mémoire. Nous croyons que l'interférence est modulée par une certaine "critique temporelle". En référence au paradigme de mémoire à court/long terme, la critique présente une facilité d'emmagasinement de nouvelles informations pour une courte période de temps même si elles sont contradictoires. De même, elle présente une certaine résistance à altérer des connaissances acquises il y a longtemps et confirmées maintes fois.

$$\begin{aligned} Interférence(\vec{i}, M, t) &\propto \left( \frac{1}{\vec{i} \cdot Connaissance(cycle_{\vec{i}}, M - \vec{i})} \right) \\ &\times Critique(\hat{Age}(\vec{i}, t)) \end{aligned} \quad (5.5)$$

$$\hat{Age}(\vec{i}, t) = t - t_{\vec{i}} \quad (5.6)$$

La composante de connaissance nous permet de calculer notre savoir sur un événement  $\vec{e}$  sans compter l'information pour laquelle on désire connaître l'interférence  $(M - \vec{i})$ . La

connaissance sur un événement est déduite à l'aide de généralisation des informations en mémoire  $M$ . La généralisation sera traitée dans la prochaine section 5.2.3.

Le graphique en figure 5.4 présente un exemple de critique temporelle pertinente pour un apprentissage d'habitudes. À très court terme, la critique est faible et permet l'emmagasinement d'informations de tout genre. Peu à peu, elle devient plus importante et passe par un point maximum. C'est le point critique où les informations sont jugées le plus sévèrement avant de passer dans la mémoire à long terme. Il est donc important pour une information d'être confirmée plusieurs fois dans l'intervalle entre l'âge 0 et le point maximum sinon elle sera éliminée. Si l'information est éliminée, c'est probablement parce qu'elle représente une exception au patron temporel. Par contre, si elle est conservée au-delà du point maximum, elle aura des chances de demeurer en mémoire à long terme plus longtemps car la critique est moins importante à ce moment.

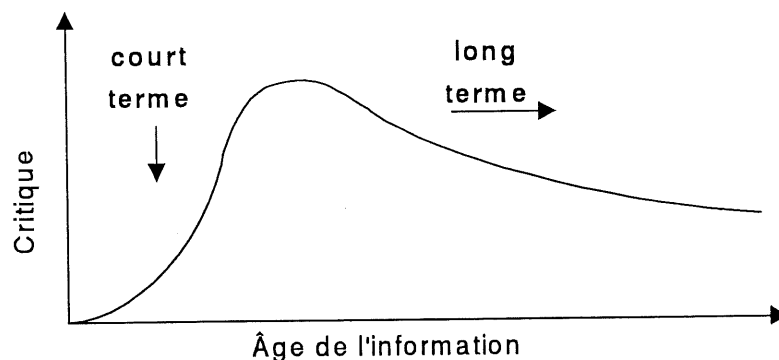


FIG. 5.4: Critique temporelle d'interférence d'une information

Pour conserver un équilibre entre l'apprentissage à court terme et celui à long terme, il faut que la critique à long terme soit raisonnable relativement au maximum. Si elle est trop importante, la mémoire ne pourra conserver des informations longtemps et le système sera très sensible face aux exceptions temporelles. Cependant, si la critique est trop faible pour les informations à long terme, il sera difficile de suivre de nouvelles tendances et, par conséquent,

d'apprendre de nouveaux *patterns*.

La fonction choisie pour la critique temporelle n'est qu'un des paramètres à déterminer pour obtenir un apprentissage artificiel approprié au problème à résoudre. Les relations présentées dans cette sous-section illustrent les rapports qui existent entre les composantes des relations (ex : redondance et interférence). Cependant, il faut ajouter des constantes aux relations pour balancer les effets de chacune des composantes. Par exemple, les relations 5.4 et 5.5 deviennent des équations avec l'ajout de constantes  $K_n$  :

$$Redondance(\vec{i}, M) = K_1 \sum_{n=1}^N (\vec{i} \cdot \vec{i}_n) \text{ Distance}(\vec{i}, \vec{i}_n) \quad (5.7)$$

$$\begin{aligned} Interférence(\vec{i}, M, t) = & K_2 \left( \frac{1}{\vec{i} \cdot Connaissance(cycle_{\vec{i}}, M - \vec{i})} \right) \\ & \times Critique(\hat{Age}(\vec{i}, t)) \end{aligned} \quad (5.8)$$

### 5.2.3 Généralisation des informations

Une fois que les informations importantes ont été retenues en mémoire, on désire établir des relations entre ces informations pour en déduire d'autres. Dans le cas d'un apprentissage temporel, les informations retenues servent à prédire des événements à venir en se basant sur le passé.

Dans notre modèle, il existe deux niveaux de connaissance (figure 5.1). Au premier niveau, les informations brutes sont emmagasinées et oubliées selon les mécanismes décrits à la section précédente. L'ensemble  $M$  des événements mémorisés est une connaissance factuelle des événements. Bien qu'on interprète légèrement les informations lors de la sélection, les données conservées ne contiennent aucune interprétation.

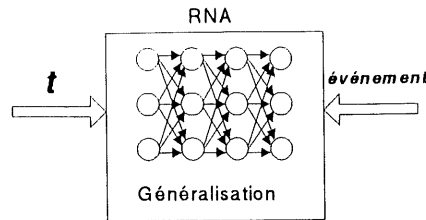


FIG. 5.5: Entraînement du RNA pour généraliser les informations factuelles

C'est au deuxième niveau de connaissance que l'on donne une interprétation aux informations. On cherche à donner un sens aux informations, à les mettre en relation pour généraliser la connaissance factuelle et l'appliquer à de nouvelles situations. Ce niveau supérieur de connaissance possède, lui aussi, une mémoire. Cette mémoire sert à emmagasiner la méta-information<sup>1</sup> déduite.

Nous avons choisi d'utiliser les réseaux de neurones comme mécanisme de généralisation de la connaissance factuelle. Les informations brutes sont présentées à un RNA tour-à-tour lors de la phase d'apprentissage du RNA (voir figure 5.5). C'est le rôle du RNA de dégager les informations importantes de l'ensemble d'entraînement. Pour ce faire, le RNA ajuste progressivement sa représentation interne. La mémoire utilisée pour stocker la meta-information se trouve dans les neurones qui composent le RNA.

Comme nous l'avons mentionné au chapitre 4, les RNA ont une capacité de généralisation qui est conditionnelle à la structure du RNA choisie par le concepteur. Ce sont donc le nombre de couches et le nombre de neurones par couche qui constituent les paramètres déterminants de la généralisation.

La connaissance générée par le RNA est utilisée pour faire des prédictions d'événements. Pour y arriver, il suffit de présenter en entrée au réseau de neurones le temps  $t$  où l'événement futur doit être prédit et le réseau montre à sa sortie la prédiction (voir figure 5.6).

---

<sup>1</sup>L'information sur l'information

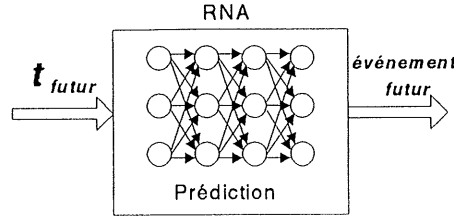


FIG. 5.6: Prédiction d'événements avec un RNA

### 5.3 Algorithme

Jusqu'à présent, nous avons présenté les divers paramètres de l'apprentissage temporel. Nous expliquons maintenant comment et quand l'oubli sélectif se fait. L'algorithme qui décrit le processus itératif de l'apprentissage temporel est le suivant :

1. Stockage d'une nouvelle information  $\vec{i} = (t, \vec{e})$  dans la mémoire factuelle  $M$  ;
2. Pour chaque information contenue dans  $M$ , on calcule l'importance respective de ces informations par rapport aux autres. Ce calcul implique la généralisation des connaissances factuelles par le RNA.
3. Tant que la cardinalité de l'ensemble  $M$  dépasse  $N$ , la grandeur de la mémoire, on retranche de  $M$  l'information ayant la moindre importance ;
4. Lorsqu'une nouvelle information est disponible, on retourne à l'étape 1.

L'implémentation de cet algorithme a été réalisé à l'aide du logiciel MatLab et de son langage de programmation spécifique. Un extrait du code-source de cet algorithme est présenté à l'annexe A.

## 5.4 Application

Nous avons couvert dans ce chapitre les notions de l'apprentissage temporel utilisées dans le confortstat intelligent. Cette façon de faire est originale et constitue un apport important à la qualité "d'adaptabilité" du confortstat en fonction de son environnement.

L'avantage marqué de cette technique est qu'elle est paramétrisable. Ceci permet d'ajuster le rythme d'apprentissage selon l'application et le résultat désiré. Par ce fait, nous pouvons l'utiliser dans plusieurs situations où l'apprentissage se fait progressivement. Ainsi, cette technique complète les RNA en ce qui concerne l'apprentissage temporel.

Nous verrons au chapitre 7 des exemples d'application de cet algorithme.



# Chapitre 6

## Modélisation du PMV avec un RNA

### 6.1 Motivation

Tel que mentionné précédemment, la communauté scientifique qui étudie les systèmes de chauffage et de climatisation cherche un indicateur de confort précis. Tous s'entendent pour dire que l'avenir passe par des systèmes de climatisation qui considèrent d'autres paramètres que la température ambiante pour mesurer le confort. Le PMV, avec ses 6 variables physiques, offre un potentiel important de modélisation du confort thermique.

Bien que la méthode utilisant le PMV comme indicateur de confort est suffisamment précise, elle ne répond pas au critère d'adaptation aux occupants. En effet, la formule du PMV donne une indication du confort moyen des occupants, selon des statistiques obtenues d'un groupe cible. Sur un grand échantillon, l'indice PMV neutre représente le confort exprimé par 95% des occupants. Cette statistique ne représente peut-être pas les dispositions des occupants actuels. Qu'advient-il alors si un ou plusieurs des occupants actuels font partie des insatisfaits ? L'indice PMV de Fanger n'apporte aucune solution pour eux.



Malgré les réticences de Michaud, Hamdi *et al* [36], la méthodologie que nous choisissons est un croisement entre les deux approches précédemment décrites. Nous croyons que l'évaluation du confort doit être adaptative. Ceci implique que des données sont récoltées sur le terrain au fur et à mesure et qu'un mécanisme de généralisation déduit les habitudes de comportements et de perceptions des occupants. Cependant, la base de données peut initialement comporter les données expérimentales que Fanger a utilisées pour calculer les coefficients du PMV. De cette façon, le système adapte l'indice du PMV selon les occupants.

Pour les raisons décrites à la section 4.5, le système de généralisation choisi est le réseau de neurones artificiels (RNA). La technique des RNA a été utilisée par Ueda *et al* [49] pour calculer et prédire le PMV dans une automobile en fonction de la température de la peau et de la température ambiante. Ils ont démontré que la modélisation de l'équation de Fanger avec un RNA est possible et qu'elle est satisfaisante.

Une étude récente menée par Brager [8] conclut que les systèmes autonomes de contrôle climatique actuels montrent des limites inhérentes à fournir un confort aux occupants. Le rapport stipule que les systèmes doivent être adaptatifs en rapport avec chacun des individus. Lorsque ce n'est pas le cas, les occupants expriment une insatisfaction plus élevée.

Si nous voulons une méthode d'évaluation du confort qui s'adapte aux occupants, nous devons remplacer l'équation statique de Fanger par un algorithme adaptatif. Les RNA semblent appropriés pour accomplir cette tâche pour les raisons suivantes. Premièrement, cette méthode est reconnue dans le milieu scientifique pour ses capacités d'apprentissage et de généralisation. Dans plusieurs cas, la structure des RNA s'apparente directement aux méthodes statistiques ; ce qui revient à répéter les manipulations statistiques que Fanger a utilisées pour obtenir le PMV mais cette fois de façon dynamique avec un échantillonnage qui correspond directement au groupe cible. Deuxièmement, il existe maintenant sur le marché des puces à prix modique incorporant la fonctionnalité des RNA à prix modique et ayant une rapidité suf-

fisante pour un traitement temps-réel. Troisièmement, d'autres recherches ont déjà eu recours aux RNA pour l'évaluation du confort thermique et ont démontré la supériorité des RNA par rapport aux méthodes statistiques. En effet, Ueda *et al* [49] ont utilisé des RNA pour contrôler un système de climatisation dans une automobile et ont obtenu des performances supérieures à celles obtenues par la technique de régression.

## 6.2 Conception du RNA

Le processus de conception du RNA est celui décrit à la section 4.4. Nous présentons, ci-après, toutes les configurations mises à l'essai et identifions la structure que nous considérons la plus apte à bien modéliser le PMV.

### 6.2.1 Définition du problème

La norme ISO7730 [3] définit l'indice PMV qui permet d'évaluer le confort d'individus soumis à une ambiance thermique modérée (équation 2.1). La formule est exprimée en fonction de 7 variables mais nous n'en considérons que 6 puisque la variable  $W$ , le travail externe, est nulle pour la plupart des activités.

Nous voulons modifier la méthode de calcul du PMV pour qu'elle soit adaptative, c'est-à-dire que de nouvelles données d'entrée-sortie puissent y être ajoutées de façon à intégrer ces nouvelles relations à l'indice du confort. Puisque nous ne voulons pas entraver l'apprentissage de nouvelles relations, nous devons réduire l'exactitude de l'approximation. Ceci permet de mieux partager le lissage entre l'indice PMV selon la norme et celui que nous visons. Étant donné que l'approximation voulue du PMV ne nécessite pas une haute fidélité, nous tolérons une erreur de 5% par rapport à la norme.

Variable	Limites
PMV	Entre $-2$ et $2$
$M$	Entre $46 \text{ W/m}^2$ et $232 \text{ W/m}^2$
$I_{cl}$	Entre $0 \text{ m}^2 \cdot ^\circ \text{C/W}$ et $0.310 \text{ m}^2 \cdot ^\circ \text{C/W}$
$t_a$	Entre $10^\circ \text{C}$ et $30^\circ \text{C}$
$t_r$	Entre $10^\circ \text{C}$ et $40^\circ \text{C}$
$v_{ar}$	Entre $0 \text{ m/s}$ et $1 \text{ m/s}$
$p_a$	Entre $0 \text{ Pa}$ et $2700 \text{ Pa}$

TAB. 6.1: Limites des variables d'entrée et sortie du PMV

### 6.2.2 Collecte de données

La norme PMV recommande l'usage de cet indice seulement pour une ambiance modérée, ce qui constitue un domaine d'entrée-sortie restreint. Le tableau 6.1 affiche les bornes minimales et maximales suggérées.

Quant à l'entraînement supervisé du RNA, nous devons choisir un sous-ensemble discrétisé du domaine d'entrée. Afin de bien représenter la fonction à approximer, nous avons avantage à présenter au RNA un maximum d'échantillons dans le domaine d'entrée. D'un autre côté, si nous voulons accélérer l'apprentissage et obtenir un modèle qui puisse facilement apprendre de nouvelles relations, il est indiqué de minimiser le nombre d'échantillons. Étant donné qu'il est difficile de déterminer à l'avance où se situe l'équilibre entre ces deux tendances, nous utilisons quatre ensembles d'entraînement ayant un nombre d'échantillons différents.

Les quatre ensembles d'entraînement choisis sont composés d'échantillons qui sont répartis uniformément dans le domaine d'entrée suggéré par la norme du PMV. Le tableau 6.2 résume les répartitions des ensembles d'entraînement. Le premier est un ensemble minimaliste alors que le dernier est assez exhaustif. Les ensembles du centre représentent un petit ensemble et

Ensemble	Nombre d'échantillons
Minimaliste	2 557
Petit	5 941
Moyen	19 237
Exhaustif	102 956

TAB. 6.2: Ensembles d'entraînement

un ensemble moyen.

Pour valider l'apprentissage du RNA avec les jeux d'entraînement, nous utilisons un ensemble de test. Cet ensemble permet de valider si le RNA a découvert les caractéristiques importantes de la relation à apprendre. Si la structure du RNA est telle qu'il possède un degré de liberté trop élevé, le RNA spécialisera son apprentissage sur des caractéristiques non pertinentes du jeu d'entraînement. Au contraire, s'il ne possède pas un degré de liberté suffisant, le RNA ne parviendra pas à approximer convenablement le modèle.

Dans le cas du PMV, nous connaissons exactement la relation à apprendre. Il est donc facile d'obtenir un grand nombre d'échantillons pour l'ensemble de validation. Ainsi, nous nous permettons de choisir 90 000 échantillons de façon aléatoire<sup>1</sup> puisque leur nombre est élevé et que, conséquemment, la fonction est bien représentée par l'ensemble de validation. Cependant, nous nous sommes assurés qu'il n'y avait pas de chevauchement significatifs entre l'ensemble de test et ceux d'entraînement.

---

<sup>1</sup>Parmi le domaine d'entrée-sortie suggéré par la norme

### 6.2.3 Choix concernant le RNA

L'utilisation d'un RNA comporte deux choix importants à faire : celui de la structure du RNA et celui de la loi d'apprentissage. Ces deux choix sont déterminants quant à la faisabilité de l'apprentissage et aux performances espérées.

Pour effectuer le choix de la structure, nous nous référons au problème établi où le rôle du RNA est d'approximer la fonction du PMV. Dans la section 4.2, nous avons présentés le réseau multicouches à propagation-avant comme étant le RNA le plus couramment utilisé. Il est établi qu'avec ce type de RNA, il est possible d'approximer n'importe quelle fonction<sup>2</sup> et ce, sans utiliser plus de deux couches cachées [30]. Ce type de RNA convient donc à notre problème.

Les considérations importantes quant au choix de structure sont le nombre de couches cachées et le nombre de neurones dans chacune des couches cachées. Puisqu'il est difficile de déterminer ces deux paramètres directement et ainsi obtenir une solution convenable, nous optons donc pour une approche rigoureuse d'essais avec différentes configurations.

La formulation du problème établit qu'il y a 6 entrées et une seule sortie au RNA. Les configurations proposées sont énumérées dans le tableau 6.3. Nous considérons des expérimentations avec une et deux couches cachées. Pour chacune des couches cachées, nous expérimentons avec un nombre variable de neurones.

### 6.2.4 Entraînement du RNA

Pour chacune des configurations du tableau 6.3, nous avons effectué plusieurs apprentissages. Comme la rétropropagation standard ne garantit pas la convergence vers un minimum

---

<sup>2</sup>Sur un domaine restreint.

Couche d'entrée	Couche cachée 1	Couche cachée 2	Couche de sortie
6	1	-	1
6	2	-	1
6	3	-	1
6	4	-	1
6	5	-	1
6	6	-	1
6	2	1	1
6	3	1	1
6	4	2	1
6	5	2	1

TAB. 6.3: Configurations des RNA

global, nous devons fixer un critère pour juger si un RNA a réussi à apprendre adéquatement la fonction de correspondance. Dans notre cas, un RNA est qualifié de convergent lorsque l'erreur moyenne est inférieure à 5%. Cette valeur est raisonnable puisque les ensembles d'entraînement sont exempts de valeurs conflictuelles. Cependant, nous n'avons pas arrêté l'apprentissage lorsque cet objectif était atteint. L'apprentissage a duré jusqu'à ce que le RNA ne progresse plus, c'est-à-dire lorsque la moyenne des erreurs au carré atteigne un minimum pendant plus de 1 000 époques.

Nous avons répété les apprentissages pour obtenir cinq résultats convergents pour chacune des configurations du RNA.

### 6.2.5 Validation des résultats

Le tableau 6.4 résume les résultats obtenus lors des expérimentations avec chacune des configurations étudiées. Toutes les configurations ont réussi à converger avec une erreur moyenne inférieure à 5% et ce, avec n'importe lequel des jeux d'entraînement. Cependant, la validation de l'apprentissage avec l'ensemble de test nous a indiqué que les deux plus petits ensembles d'entraînement n'étaient pas suffisants car le RNA n'avait pas appris correctement la fonction de correspondance. Le troisième jeu d'entraînement constitué de 19 237 échantillons a donc été retenu comme étant celui qui représente le mieux l'équation du PMV avec le moins d'échantillons. Pour notre application, le quatrième jeu d'entraînement comporte donc des informations superflues.

Plusieurs métriques d'évaluation ont été utilisées pour valider si l'apprentissage du RNA était correct. La métrique retenue pour le choix du meilleur RNA fut le nombre d'échantillons parmi le jeu de test satisfaisant notre critère de réussite, c'est-à-dire une approximation à moins de 5% d'erreur du PMV. Selon les résultats obtenus, nous considérons que la configuration ayant une seule couche cachée et 6 neurones dans celle-ci est suffisante pour représenter

Couche cachée 1	Couche cachée 2	$\pm 5\%$ dév.
1	-	39.8%
2	-	23.1%
3	-	14.2%
4	-	9.0%
5	-	7.0%
6	-	3.3%
7	-	2.5%
8	-	2.7%
2	1	23.1%
3	1	18.0%
4	2	7.2%
5	2	3.3%

TAB. 6.4: Résultats pour le troisième jeu d'entraînement (19 237 échantillons)



le modèle du PMV avec un réseau multicouches à propagation-avant. Bien que des configurations avec plus de neurones aient obtenu de meilleures performances (ce qui est normal, vu le degré de liberté plus grand), leur gain est marginal comparativement à leur complexité supplémentaire.

Les résultats complets des tests figurent dans l'annexe B. On y retrouve les résultats avec les métriques les plus répandues telle que la moyenne de l'erreur, la moyenne de l'erreur au carré et l'erreur maximale.

## 6.3 Discussion

Nous avons réussi à approximer le PMV convenablement avec un réseau multicouches à propagation-avant. Le jeu d'entraînement retenu possède un grand nombre d'échantillons, ce qui confirme que l'équation du PMV est très peu linéaire et nécessite une description numérique détaillée. Les 19 237 échantillons répartis uniformément sur 6 dimensions équivalent à une discrétisation moyenne de chaque dimension en 5 points à l'intérieur des limites du PMV. Si le PMV avait été assez linéaire, nous aurions pu s'attendre à une discrétisation satisfaisante en 3 points sur chacune des dimensions, soit 729 échantillons.

Choisir un petit ensemble d'entraînement s'avère justifié puisque nous voulons adapter progressivement l'indice de confort selon les préférences des occupants. Le choix que nous faisons nous semble un bon équilibre entre la fidélité à l'indice PMV et l'adaptabilité de l'indice personnalisé.

Nous sommes satisfaits des performances obtenues avec la configuration ayant une seule couche cachée de 6 neurones. Même si certaines valeurs dépassent légèrement notre objectif de limiter l'écart de l'approximation à 5% de la valeur réelle du PMV, l'erreur moyenne est à 1.2%, soit largement en dessous de l'objectif visé.

Il faut aussi considérer que l'équation du PMV est déjà une approximation de la perception du confort d'un groupe d'individus et que, par ce fait, elle ne représente pas une valeur absolue de confort mais bien un indicateur moyen.

En s'astreignant à un nombre minimal d'échantillons, nous nous assurons de ne pas contraindre indûment l'apprentissage de nouvelles relations. Ainsi, nous pouvons obtenir un indice de confort "personnalisé" plus rapidement.



## Chapitre 7

# Apprentissage de comportements humains

Ce chapitre présente la mise en application de l'algorithme d'apprentissage temporel, tel que décrit au chapitre 5. Nous illustrons l'utilité de cette technique à l'aide de deux exemples tirés du fonctionnement du confortstat intelligent.

Dans un premier lieu, nous présentons l'apprentissage des habitudes de présence des occupants. En second lieu, nous présentons un apprentissage du confort des occupants. Puisque l'apprentissage du confort repose sur une base initiale de connaissances qui correspond au PMV, cette partie reprend la modélisation d'un confort adaptatif là où nous l'avons arrêté au chapitre 6.

Dans les deux cas présentés, nous prenons soin de mettre en évidence les paramètres qui influencent l'algorithme d'apprentissage temporel.

## 7.1 Apprentissage de la présence

Pour réduire la consommation d'énergie, le confortstat limite l'utilisation du SCC lors de l'absence des occupants. Lors d'un *setback*, connaître la probabilité de présence des occupants durant les heures qui suivent est nécessaire pour s'assurer qu'au moment du retour réel des occupants à leur domicile, la température ambiante soit rétablie dans l'intervalle de confort.

Pour réaliser cet apprentissage, nous supposons que le détecteur de présence fournit au confortstat une valeur booléenne à chaque période de temps (par exemple à chaque heure) qui indique si les occupants ont été présents durant cet intervalle de temps. Chacune de ces indications est considérée comme étant un "événement", qui est codé sous forme vectorielle comme suit :

$\vec{e} = (1)$  indique la présence

$\vec{e} = (-1)$  indique l'absence

Les événements récoltés sont jumelés à une indication temporelle qui situe l'événement dans le temps pour créer une information :  $\vec{i} = (t, \vec{e})$ . Dans ce cas, nous codifions le temps  $t$  selon le nombre de minutes depuis une date fixe. Ainsi, si l'on considère que la date fixée est le 1er janvier 1998, le tableau suivant présente un exemple d'informations stockées après quelques heures :

1er jan. 1998, 1h, présence	$\vec{i} = (60, 1)$
1er jan. 1998, 2h, présence	$\vec{i} = (120, 1)$
1er jan. 1998, 3h, présence	$\vec{i} = (180, 1)$
...	...
1er jan. 1998, 9h, présence	$\vec{i} = (540, 1)$
1er jan. 1998, 10h, absence	$\vec{i} = (600, -1)$
1er jan. 1998, 11h, absence	$\vec{i} = (660, -1)$
1er jan. 1998, 12h, présence	$\vec{i} = (720, 1)$
...	...

En plus de codifier les informations traitées, nous devons déterminer les paramètres d'apprentissage. Le tableau 7.1 résume les paramètres de l'oubli sélectif pour l'algorithme d'apprentissage temporel.

Pour fixer les paramètres, nous considérons que les habitudes de présence des occupants changent peu rapidement et qu'il est important de conserver un historique équivalent à quatre semaines d'échantillonnage (1 mois) afin d'offrir une prédiction valable et éviter l'oubli rapide d'une habitude.

La capacité maximale de stockage de la mémoire est contrôlée par le paramètre  $N$ , qui représente le nombre d'informations retenues après l'oubli sélectif. Nous fixons ce paramètre à 672, soit l'équivalent de 28 jours d'échantillonnage comportant 24 événements par jour.

Il est généralement reconnu que le cycle de présence des occupants est fonction du jour de la semaine. Ceci est évident dans les thermostats programmables où l'utilisateur programme un horaire hebdomadaire de points de consigne. Nous adoptons ce constat pour le confortstat et fixons le cycle d'apprentissage à une semaine, tel qu'illustré à la figure 7.1. L'équation qui convertit un temps  $t$  exprimé en minutes en une projection cyclique scalaire d'une semaine

$N$	Capacité maximale de stockage de la mémoire (nombre d'informations retenues)
$K1$	Constante de proportionnalité de l'interférence
$K2$	Constante de proportionnalité de la redondance
$Cycle(t)$	Fonction qui situe une information $\vec{i}$ sur un cycle temporel
$Chevauchement(t_1, t_2)$	Fonction qui quantifie la distance cyclique entre deux moments
$Critique(\hat{age})$	Fonction qui quantifie la critique d'une information selon son âge.

TAB. 7.1: Paramètres d'oubli sélectif

est :

$$Cycle(t) = t \text{ modulo } Cycle_{complet} \quad (7.1)$$

avec :

$$Cycle_{complet} = 60 \text{ minutes/heure} \times 24 \text{ heures/jour} \times 7 \text{ jours} \quad (7.2)$$

Le chevauchement temporel entre deux événements de présence est calculé selon la distance cyclique entre les deux événements. La formule suivante est utilisée :

$$Chevauchement(c_1, c_2) = \begin{cases} |c_1 - c_2| & \text{lorsque } |c_1 - c_2| < \frac{Cycle_{complet}}{2} \\ |c_1 - c_2| - \frac{cycle_{complet}}{2} & \text{lorsque } |c_1 - c_2| > \frac{Cycle_{complet}}{2} \end{cases} \quad (7.3)$$

où les  $c_n$  représentent la projection sur le cycle (figure 7.1) du temps où l'information  $\vec{i}_n$

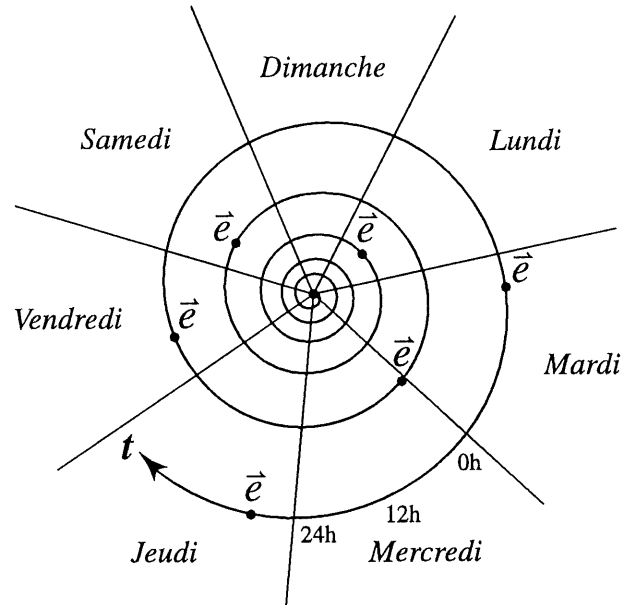


FIG. 7.1: Événements de présence et absence répartis sur un cycle tempore d'une semaine

a été emmagasinée.

La fonction critique que nous utilisons (figure 7.2) pour l'oubli sélectif d'informations atteint un sommet après 3 semaines. L'effet direct de ce paramètre est qu'un événement doit être répété plus d'une fois dans cet intervalle de temps pour demeurer en mémoire. Entre 1 et 2 semaines, l'information ne risque pas d'être oubliée puisque la critique pour cette information est plus faible que pour les informations ayant déjà franchi la barrière du long terme.

L'expérimentation avec divers jeux de données de présences a permis de fixer les constantes de proportionnalité  $K_1$  et  $K_2$ . Nous fixons arbitrairement  $K_1 = 1$  et ajustons  $K_2$  pour balancer l'effet de l'interférence avec celui de la redondance. Puisque la valeur médiane de la redondance se situe autour de  $\frac{Cycle_{complet}}{8}$  et que la valeur de l'interférence est bornée entre 0 et 2, nous assignons  $K_2 = \frac{Cycle_{complet}}{2} \times \frac{1}{2}$ .



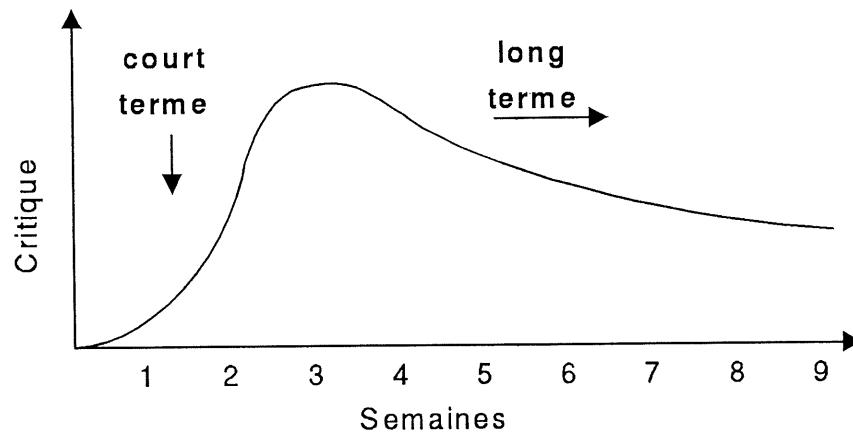


FIG. 7.2: État initial du RNA de présence

En plus des paramètres d'oubli sélectif, l'algorithme d'apprentissage temporel dépend d'un RNA pour généraliser les informations. Le RNA utilisé comporte 31 neurones en entrée, 3 neurones dans la couche cachée et un seul neurone en sortie qui indique la présence (1) ou l'absence (-1). Nous avons choisi d'utiliser plusieurs neurones sur la couche d'entrée pour faciliter l'apprentissage du RNA. Il y a 7 neurones qui représentent la journée de la semaine (lundi jusqu'à dimanche) et 24 neurones qui représentent l'heure de la journée.

Couche d'entrée	Couche cachée	Couche de sortie
31	3	1

Nous présentons à l'annexe C le code-source Matlab développé pour l'apprentissages des habitudes de présence.

### 7.1.1 Résultats

Afin de mettre en évidence les performances de l'algorithme d'apprentissage de la présence, nous présentons quelques scénarios d'utilisation typiques.

Pour débiter, nous considérons un ou plusieurs occupants<sup>1</sup> ayant un horaire de présence généralement régulier mais aléatoire en certains points :

Départ pour le travail	Entre 7h00 et 9h00
Retour pour dîner	Entre 11h00 et 12h30
Fin du dîner	Entre 12h30 et 13h30
Retour du travail	Entre 16h00 et 18h00

Au tout début de l'apprentissage, la base de connaissance factuelle est vide et le RNA qui généralise les données présente la sortie qui est illustrée à la figure 7.3. La sortie aléatoire est due à l'initialisation aléatoire du RNA.

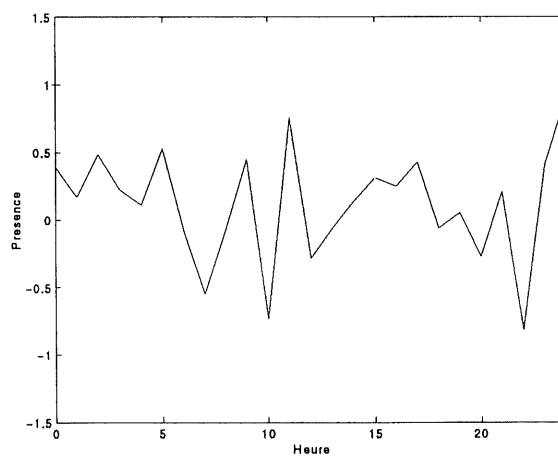


FIG. 7.3: État initial du RNA de présence

<sup>1</sup>Le détecteur de présence n'y voit pas de différence

Après une journée d'apprentissage, disons un lundi, 24 événements de présence ont été enregistrés. La figure 7.4 présente ces événements sous forme de "X" et illustre la sortie du RNA sous forme d'un trait continu. Jusqu'ici, le RNA n'a pas de difficulté à généraliser les informations puisqu'il n'y a pas encore de conflit.

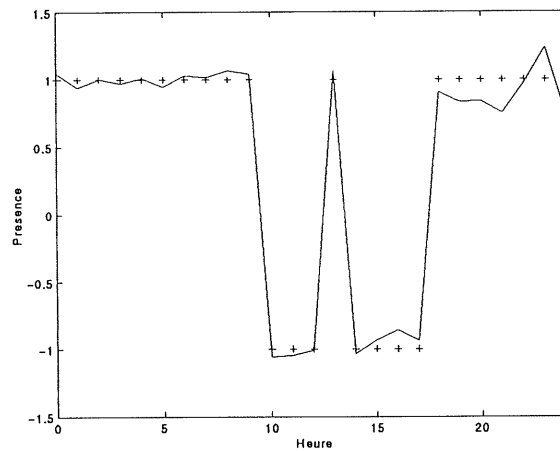


FIG. 7.4: Présence après une journée

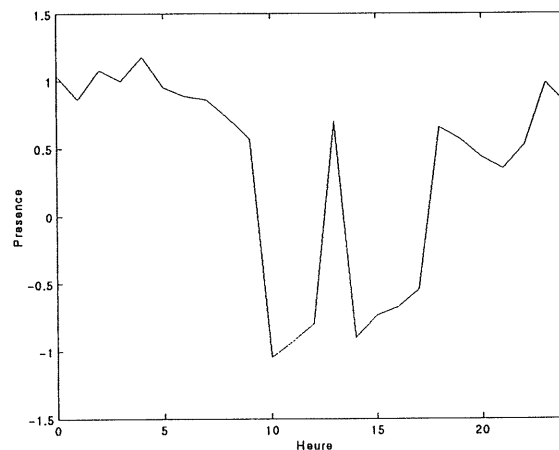


FIG. 7.5: Prédiction de présence pour la deuxième journée

La généralisation du RNA s'étend même sur les autres journées de la semaine. La figure 7.5 illustre la prédiction pour la journée suivante (mardi). On remarque que la prédiction suit le

même patron que le lundi car c'est le seul patron connu du RNA. Il importe de souligner que si l'horaire est assez régulier tout au cours de la semaine, comme c'est le cas pour le scénario présenté, l'apprentissage n'aura prit qu'une journée pour apprendre correctement l'horaire de la semaine. Si les occupants ont un horaire différent pour la fin de semaine (samedi et dimanche), il faudra un autre jour d'apprentissage (le samedi) pour obtenir une prédiction de présence adéquate.

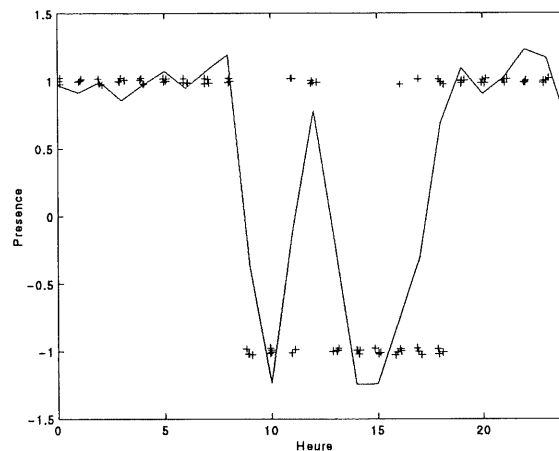


FIG. 7.6: Prédiction de présence après 4 semaines

L'accumulation d'événements se poursuit pour les quatre prochaines semaines sans mention notoire. À partir de la quatrième semaine, le système commence à oublier des informations puisque la capacité maximale de mémoire est atteinte. Les événements qui sont alors retirés en premier sont ceux pour lesquels le RNA a le plus de mal à prédire, c'est-à-dire les portions aléatoires de l'horaire. Ensuite, les événements retirés sont répartis uniformément sur l'horaire de la semaine car celui-ci est assez régulier. Ainsi, la fonction de redondance élimine les vieux événements de la première semaine. L'état du RNA et des informations mémorisées après 4 semaines sont présentés à la figure 7.6. Pour faciliter la quantification des événements sur les graphiques, les événements identifiés par les "X" sont légèrement décalés autour de leur position exacte.

Nous supposons maintenant qu'après quatre semaines, les occupants changent d'horaire et qu'ils ne retournent plus à la maison aux alentours de midi. La figure 7.7 illustre l'état du RNA durant les semaines 5, 6 et 7. L'évolution de l'état du RNA est perceptible au fur et à mesure que l'algorithme d'apprentissage temporel retire les événements de l'ancien rythme de vie. Il faudra donc 3 semaines pour que le RNA oublie presque complètement l'ancien horaire et remplace ce dernier par le nouveau. Ceci est convenable puisque si le délai d'apprentissage de nouvelles habitudes était plus court, le système serait plus sensible aux comportements sporadiques et, par conséquent, ne réussirait jamais à stabiliser son horaire.

Sans l'algorithme d'apprentissage temporel, le RNA à lui seul ne pourrait pas donner d'aussi bons résultats. Partant de la quatrième semaine (avec l'ancien horaire), nous avons fourni à un RNA les événements du nouvel horaire. Le RNA qui a généralisé toutes les informations accumulées ne perçoit pas le changement d'habitudes puisqu'il ne considère pas le temps comme étant une variable d'importance dans son apprentissage. Le résultat est que l'ancienne habitude apprise se prolonge beaucoup plus longtemps. Après 7 semaines, l'état du RNA utilisé seul, sans oubli sélectif temporel, est illustré à la figure 7.8.

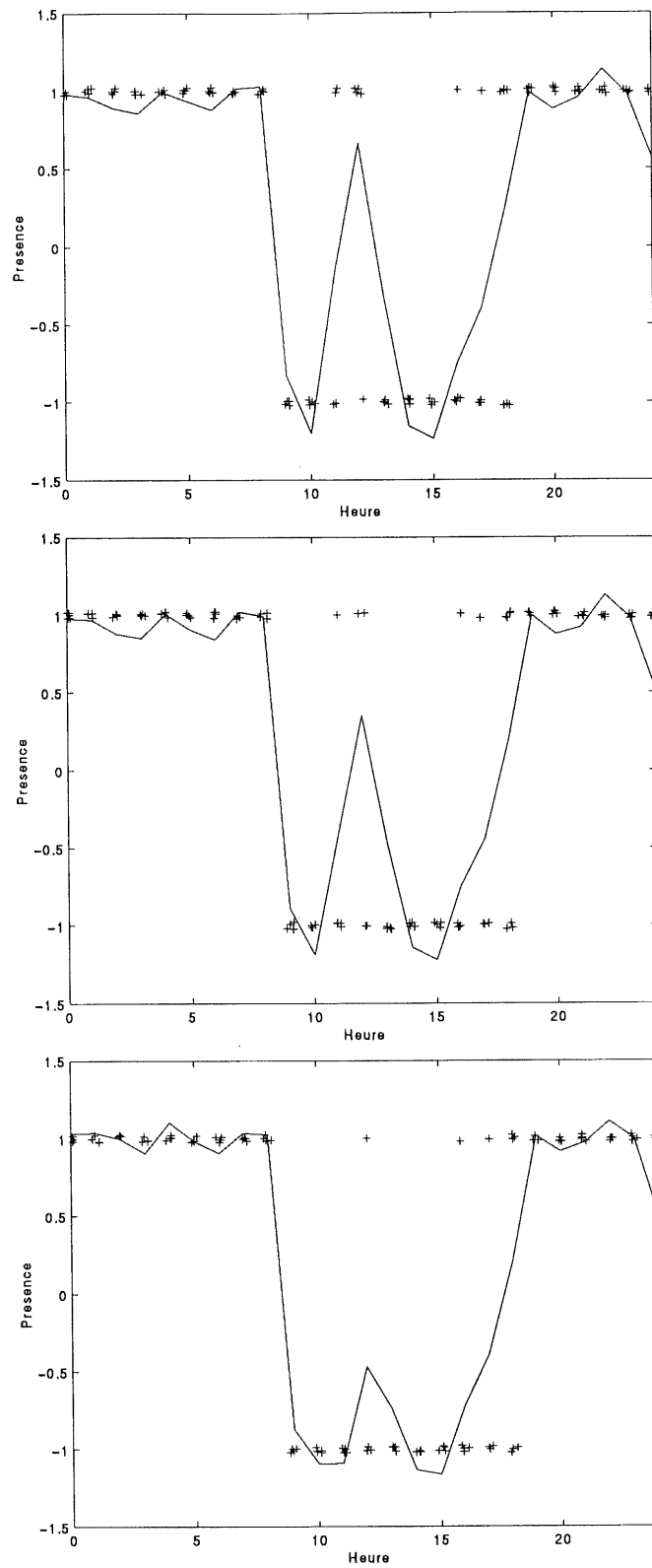


FIG. 7.7: Prédiction de présence après 5,6 et 7 semaines

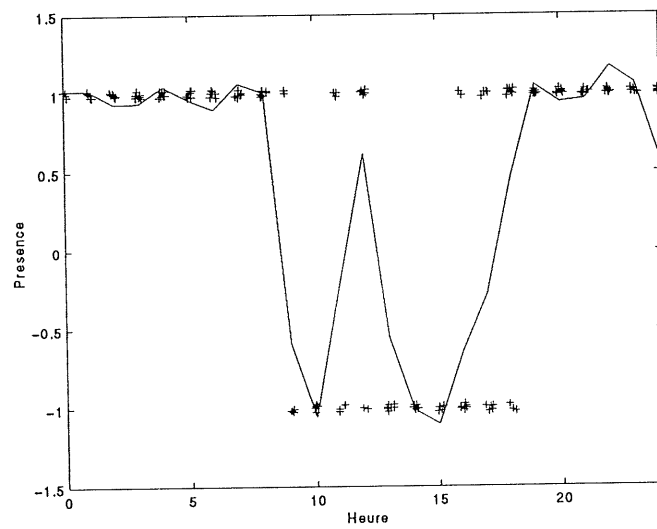


FIG. 7.8: Prédiction de présence sans oubli sélectif

## 7.2 Apprentissage du confort

Tel que souligné à la section 6.1, nous voulons intégrer au confortstat intelligent un modèle adaptatif d'évaluation du confort. À première vue, l'évaluation du confort peut sembler être une perception qui ne change pas vraiment en fonction du temps. Certes, nous ne croyons pas que l'instant temporel où se fait la perception du confort est une variable importante. Par ailleurs, nous pensons qu'un apprentissage de confort doit considérer la notion du temps pour acquérir rapidement un confort "personnalisé".

L'indice PMV dont nous nous servons comme base initiale de connaissance pour notre propre indice de confort représente un point de départ valable puisqu'il s'applique à une majorité de personnes. Cependant, la transition entre cet indice générique et l'indice personnalisé soulève plusieurs questions. À partir de quel moment ou quel niveau d'apprentissage est-ce propice de diverger de l'indice PMV ? Quelle pondération doit-on donner au PMV par rapport aux données de confort recueillies par le confortstat ?

L'algorithme d'apprentissage temporel développé au chapitre 5 permet de paramétrer la transition entre l'indice PMV et l'indice personnalisé si l'on attribue à chaque information un temps d'acquisition  $t$ . De cette façon, on peut supposer que l'indice PMV est l'état initial de la mémoire. De plus, on peut s'imaginer que cette connaissance factuelle a eu lieu à un moment arbitraire dans le passé. Ce qui importe, c'est que l'indice PMV représente, pour la mémoire, des données étant déjà acquises et confirmées. Les données acquises lors de l'opération du confortstat sont, quant à elles, considérées comme de nouvelles informations qui peuvent supplanter la connaissance initiale.

Il nous revient donc de fixer les paramètres de l'oubli sélectif de l'information. Contrairement aux habitudes de présence, nous faisons l'hypothèse que la sensation thermique du confort est dépourvue de cycle temporel. Ceci simplifie l'équation de redondance (équation



5.4, page 45) puisque le terme de chevauchement temporel des événements disparaît.

Pour le confortstat, un événement de confort indique un ajustement des divers cadrans rotatifs tels l'habillement, l'activité physique et l'appréciation du confort en plus d'une lecture de la température ambiante. Ces quatre entrées sont jumelées pour obtenir un vecteur à quatre dimensions :

$$\vec{e} = (\text{temp. ambiante, habillement, activité physique, confort})$$

La fonction de critique choisie possède la même forme que celle de l'apprentissage de la présence (figure 7.2) mais le sommet est situé à 12 semaines, ce qui donne amplement de temps aux occupants de confirmer leur préférence de confort.

La capacité de la mémoire est principalement déterminée par la complexité du modèle du confort. Avec l'indice du PMV, nous avons vu au chapitre 6 qu'il a fallu 19 237 échantillons pour que le réseau de neurones approxime adéquatement l'équation de la norme ISO. Ceci nous laisse croire que l'indice de confort personnalisé nécessite une mémoire à capacité équivalente. Donc, nous choisissons cette valeur comme limite du nombre d'informations contenues en mémoire :  $N = 19\,237$ .

Cette fois encore, les variables  $K1$  et  $K2$  ont été déterminées expérimentalement pour établir un équilibre entre la redondance et l'interférence des informations. Typiquement, nous avons simulé l'apprentissage sur une courte période et analysé les informations qui étaient "oubliées". Lorsque les informations oubliées ne nous semblaient pas présenter une redondance particulière, nous diminuions la valeur de  $K1$  par rapport à  $K2$ .

Jour	Événement ( $^{\circ}C$ , <i>clo</i> , <i>met</i> , <i>confort</i> )
1	(23, 0.8, 1.2, 0)
5	(24, 1.5, 1.2, 1)
14	(22, 1.9, 1.2, 1)
20	(23, 1.4, 1.2, 2)

TAB. 7.2: Événements recueillis durant les 3 premières semaines

### 7.2.1 Résultats

Nous avons simulé l'adaptation de l'indice de confort selon des préférences entrées par les occupants. Malheureusement, les événements d'apprentissage du confort sont codifiés sous forme de vecteur à 4 dimensions et l'ajustement du RNA est difficilement montrable sous forme graphique. À titre d'exemple, nous choisissons de présenter seulement l'adaptation de la dimension de confort en fonction de l'habillement.

La figure 7.9 illustre la connaissance initiale de l'indice de confort. Les "X" représentent les informations factuelles contenues dans la mémoire tandis que la courbe représente la connaissance générale du RNA après l'apprentissage du PMV.

Les événements recueillis durant la période de simulation de trois semaines sont présentés au tableau 7.2. Nous avons considérés que l'appréciation du confort, tel qu'ajusté avec le cadran du confortstat, est faite selon la même échelle que le PMV soit des valeurs entières entre  $-3$  et  $3$ . Par contre, l'habillement est une valeur floue continue entre  $0.0$  et  $2.5$ .

Le résultat de l'apprentissage après 3 semaines est présenté à la figure 7.10. Les "X" représentent les différentes interactions des occupants avec le confortstat. Pour faciliter la représentation des interactions, certains de ces points sont projetés sur le plan en question puisque qu'ils sont à proximité de ce plan et qu'ils influencent l'apprentissage du RNA.

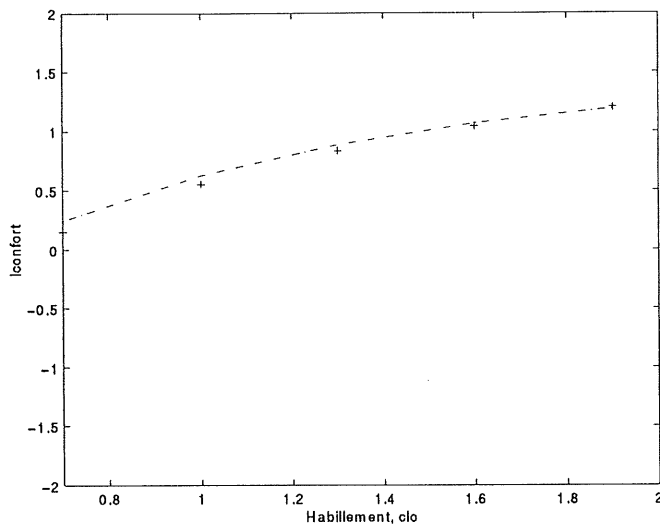


FIG. 7.9: Indice de confort initial

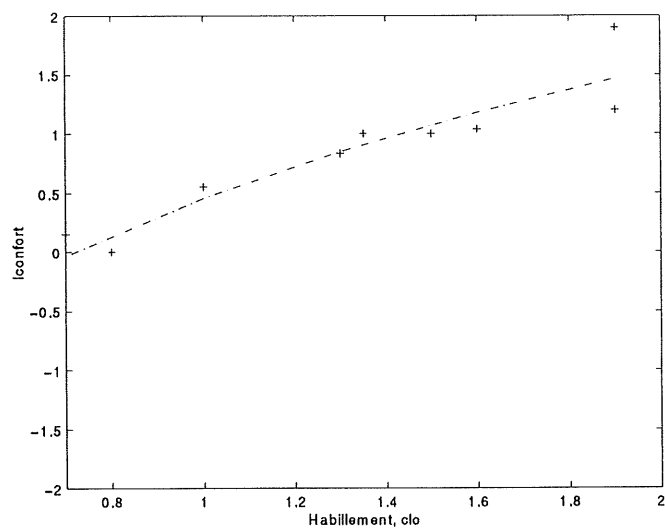


FIG. 7.10: Indice de confort "personnalisé", après trois semaines d'apprentissage

Nous remarquons que la généralisation de la connaissance factuelle avec les nouvelles interactions reflète la nouvelle tendance d'appréciation de confort. De fait, la courbe de l'indice de confort personnalisé a changé passablement en un mois. Le passage à zéro se fait maintenant à 0.7 *clo* et l'indice de confort atteint la valeur de 1.0 lorsque l'habillement est de 2 *clo* plutôt que de 1.6 auparavant.



# Chapitre 8

## Politique de contrôle proposée

La politique de contrôle est l'ensemble des règles qui détermine le fonctionnement du confortstat et peut être considérée comme le niveau le plus élevé de prise de décision. Essentiellement, la politique de contrôle réunit tous les modèles décrits précédemment et définit les interactions entre tous ces sous-modules.

Ce chapitre décrit la politique de contrôle utilisée dans le confortstat intelligent en présentant les états principaux et le fonctionnement du confortstat dans chacun des états.

### 8.1 Description

La règle de base qui gouverne le fonctionnement du confortstat est de prendre les moyens nécessaires pour maintenir le confort et minimiser la consommation d'énergie. Voir les objectifs cités à la section 1.1.

Nous supposons que le confortstat dispose d'un seul moyen d'action : le système de chauffage ou climatisation (SCC). À l'aide du SCC, le confortstat peut contrôler la température

ambiante de façon à maintenir les occupants dans leur zone de confort thermique. Cependant, le maintien de la température ambiante dans la zone de confort entraîne habituellement une grande consommation d'énergie et c'est pourquoi il est important de restreindre l'utilisation du SCC lorsque c'est possible.

Le *setback* [41] est un moyen reconnu pour réduire la consommation énergétique. Dans les pays nordiques, il y a principalement deux moments où la réduction du point de consigne entraîne une réduction de consommation d'énergie significative :

- Lors de l'absence prolongée des occupants ;
- Lorsque les occupants dorment et qu'ils sont emmitoufflés sous leurs draps.

Comme ces deux situations sont assez différentes l'une de l'autre, elles sont traitées différemment. Pour la première, l'indice de confort ne s'applique pas vraiment puisque les occupants sont absents. Dans la seconde, l'indice de confort est tout de même important car il faut quantifier la protection isolante des occupants pour s'assurer qu'ils n'ont pas trop chaud, ni trop froid. En fait, la deuxième situation n'est qu'une application normale du maintien du confort des occupants en fonction des différents paramètres de l'indice de confort choisi.

Par conséquent, nous avons déterminé que le confortstat pourrait être dans deux états : 1) l'état de confort et 2) l'état d'absence. Tant que les occupants sont présents, le confortstat demeure dans l'état confort. Dès que les occupants sont absents, le confortstat passe à l'état d'absence. La figure 8.1 présente un automate à états finis qui illustre les deux états du confortstat.

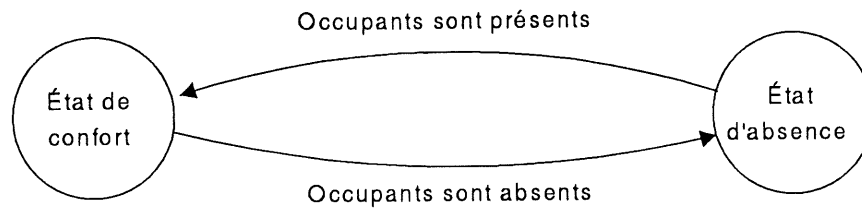


FIG. 8.1: États du confortstat

## 8.2 Interface-utilisateur

L'interface-utilisateur du confortstat (figure 8.2) permet aux occupants d'entrer leur préférences quant à leur appréciation du confort, ainsi que leur activité physique et habillement actuels. Ces informations sont primordiales pour le confortstat afin qu'il puisse approximer le confort des occupants et suivre leur comportement.

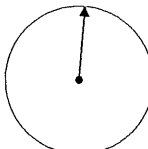
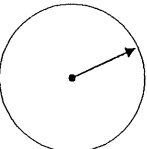
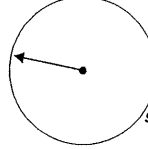
Confort dans 2 minutes		
<p style="text-align: center;"><b>Confort</b></p> <p style="text-align: center;"><i>Je suis confortable</i></p> <div style="display: flex; justify-content: space-between; align-items: center;"> <span><i>J'ai très froid</i></span>  <span><i>J'ai très chaud</i></span> </div>	<p style="text-align: center;"><b>Habillement</b></p> <p style="text-align: center;"><i>Je suis habillé légèrement</i></p> <div style="display: flex; justify-content: space-between; align-items: center;"> <span><i>Je suis nu</i></span>  <span><i>Je suis habillé chaudement</i></span> </div>	<p style="text-align: center;"><b>Activité physique</b></p> <p style="text-align: center;"><i>Je suis sédentaire</i></p> <div style="display: flex; justify-content: space-between; align-items: center;"> <span><i>Je suis couché</i></span>  <span><i>Je fais des efforts soutenus</i></span> </div>

FIG. 8.2: Interface-utilisateur

Idéalement, les informations concernant l'habillement et l'activité physique pourraient être mesurées automatiquement par des instruments électroniques spécialisés. Malheureusement,



ment, de tels dispositifs de mesure sont très dispendieux ou, tout simplement, encore à l'état expérimental. Nous considérons que l'autonomie du confortstat n'est pas à ce point prioritaire devant notre objectif de minimiser les coûts reliés à l'achat et l'installation du confortstat. Conséquemment, nous acceptons que notre dispositif dépende de l'ajustement et du jugement des occupants.

Au cours du fonctionnement, le confortstat ajuste lui-même les cadrans d'activité physique, d'habillement et de confort pour afficher à l'utilisateur les considérations qu'il effectue. Grâce à ce mécanisme, l'utilisateur peut voir si le confortstat apprend correctement et il peut le corriger s'il se trompe. Ainsi, l'entrée d'informations est optionnelle et devrait être effectuée seulement lorsque le fonctionnement du confortstat ne correspond pas aux attentes des occupants.

Nous supposons que le confortstat dispose d'un petit tableau d'affichage à cristaux liquides (ACL) pour communiquer des messages aux occupants. Un exemple pertinent est lorsque le confortstat remonte la température ambiante après un *setback* mais que l'utilisateur arrive avant le temps prévu. À ce moment, le confortstat affiche un message tel "Confort dans 2 minutes" pour indiquer aux occupants qu'ils n'ont pas nécessairement à ajuster les cadrans de confort et que le confortstat s'efforce de rétablir des conditions thermiques confortables.

### 8.3 Modules

La fonctionnalité du confortstat est divisée en modules logiciels qui regroupent des fonctions apparentées. Cette division modulaire permet de mieux cerner le fonctionnement des modules et, par le fait même, simplifie le design global en définissant des frontières logiques de traitement.

Lorsque les modules sont combinés ensemble pour former le confortstat, un niveau supé-

rieur de contrôle est ajouté pour gérer les interactions entre les modules. Dans notre cas, ce niveau représente la politique de contrôle.

Il y a 6 modules dans l'architecture du confortstat. Chacun des modules se spécialise dans un apprentissage particulier :

1. Présence, en fonction de la journée et de l'heure ;
2. Habillement, en fonction de la journée, de l'heure et de la saison ;
3. Activité physique, en fonction de la journée et de l'heure ;
4. Confort, en fonction de la température ambiante, de l'habillement et de l'activité physique ;
5. Fonction de transfert thermique du SCC et du bâtiment.

Nous avons déjà couvert les modules d'apprentissage de la présence et du confort au chapitre 7. Les modules d'apprentissage de l'habillement et de l'activité physique sont similaires à celui de la présence et, par conséquent, nous omettons de les décrire davantage. L'architecture du confortstat, illustrant les entrées et les sorties est présentée à la figure 8.3.

Il est pertinent de rappeler que les entrées et sorties du confortstat ont été décrites au chapitre 3 et qu'un résumé est présenté aux tableaux 3.2 et 3.3.

### 8.3.1 Fonction de transfert du SCC/bâtiment

Le confortstat comporte un module d'approximation des caractéristiques du SCC et du bâtiment. Ce module sert à prédire le temps nécessaire au SCC pour rétablir la température ambiante après un *setback*. Ceci est nécessaire puisqu'il faut s'assurer que lors du retour probable des occupants, la température ambiante confortable sera revenue dans l'intervalle de confort des occupants.

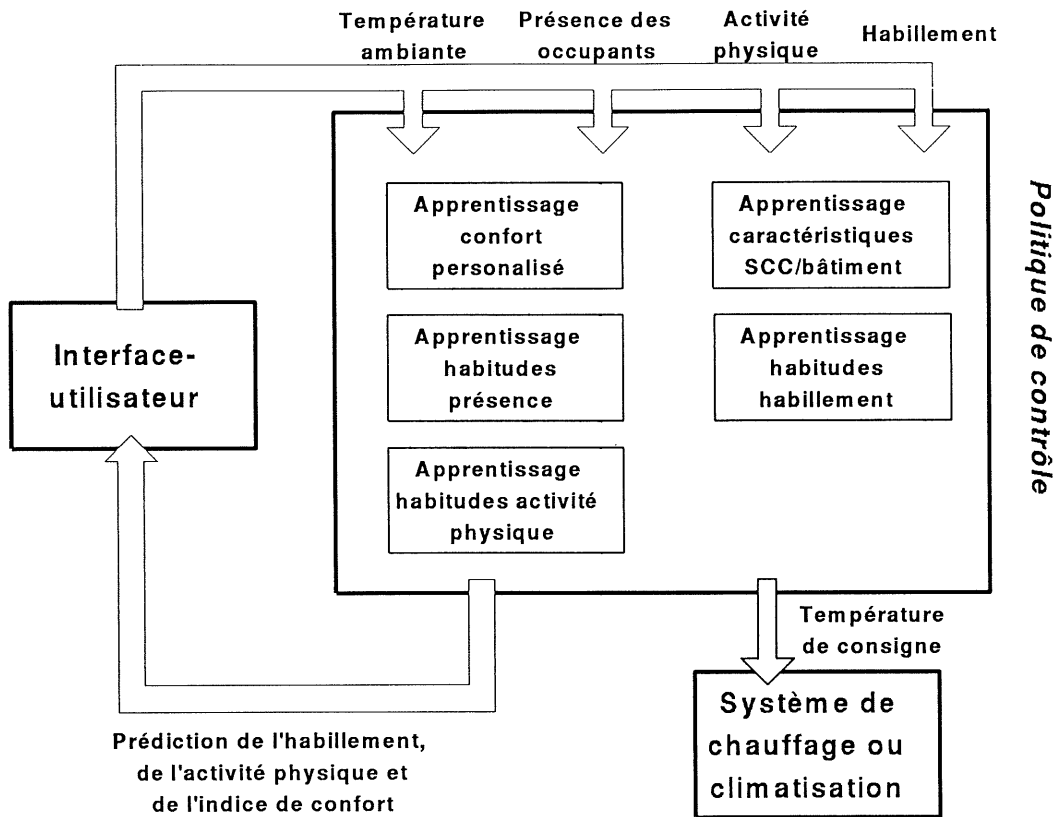


FIG. 8.3: Architecture du confortstat

Pour ce module, nous utilisons le même algorithme d'apprentissage temporel que pour les autres modules. Afin d'approximer la réponse thermique du SCC combiné au bâtiment, nous enregistrons les variations réelles de température ambiante grâce au thermomètre intérieur. Ainsi, l'approximation du temps de recouvrement est sujette à des conditions climatiques qui changent peu rapidement.

Les informations récoltées concernent la température ambiante ainsi que la pente de la descente et du recouvrement de celle-ci pendant que le confortstat fonctionne. La figure 8.4 illustre les données récoltées. Chaque fois que la température ambiante descend, le confortstat enregistre la pente de la température ambiante en "chute libre" pour chaque degré Celcius

franchi. Lorsque la température ambiante remonte, le confortstat associe la pente de remontée à la pente de descente pour une même température ambiante. Ces “événements” sont codifiés comme suit :

$$\vec{e} = (\text{température ambiante, pente “chute libre”, pente recouvrement})$$

Par exemple :

$$\vec{e} = (16^{\circ}\text{C}, -2.1^{\circ}\text{C}/\text{h}, 1.8^{\circ}\text{C}/\text{h})$$

$$\vec{e} = (17^{\circ}\text{C}, -2.3^{\circ}\text{C}/\text{h}, 1.6^{\circ}\text{C}/\text{h})$$

$$\vec{e} = (18^{\circ}\text{C}, -2.5^{\circ}\text{C}/\text{h}, 1.3^{\circ}\text{C}/\text{h})$$

$$\vec{e} = (19^{\circ}\text{C}, -2.9^{\circ}\text{C}/\text{h}, 1.1^{\circ}\text{C}/\text{h})$$

...

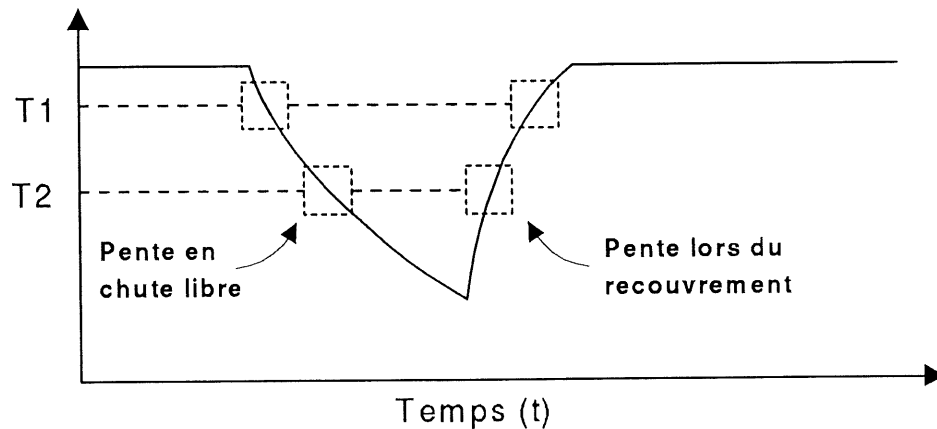


FIG. 8.4: Caractéristiques de la maison et du SCC

Pour un tel apprentissage, nous avons trouvé suffisant de conserver en mémoire trois couples de montée-recouvrement par degré Celsius, soit  $N = 60$  si la température ambiante

varie entre  $10^{\circ}C$  et  $30^{\circ}C$ . Nous utilisons une critique semblable à celle de la figure 7.2, avec un sommet à 4 semaines.

## 8.4 État de confort

Lorsque le confortstat est dans l'état de confort, les occupants sont présents et la priorité est donnée à maintenir le confort des occupants. Puisque le seul moyen de contrôle que dispose le confortstat est de faire varier la température ambiante, sa tâche est de fixer un point de consigne confortable. Le confortstat a recours à presque tous les modules d'apprentissage pour réaliser cette tâche.

Voici, dans l'ordre, les étapes suivies par le confortstat pour maintenir ou atteindre la température ambiante confortable pour les occupants :

1. Selon la journée, l'heure et la saison, le confortstat prédit l'habillement,  $H$ , des occupants et l'affiche sur l'interface-utilisateur.
2. Selon la journée et l'heure, le confortstat prédit l'activité physique,  $A$ , des occupants et l'affiche sur l'interface-utilisateur.
3. Le confortstat lit la température ambiante,  $T_a$ , avec le thermomètre.
4. À l'aide du module d'apprentissage du confort basé sur le PMV et des variables  $H$ ,  $A$  et  $T_a$ , le confortstat calcule l'indice de confort personnalisé,  $I_{confort}$ , et l'affiche sur l'interface-utilisateur.
5. Si  $I_{confort} < 0.5$ , active le SCC jusqu'à ce que  $I_{confort}$  dépasse 0 et affiche le message "Confort dans X minutes". Sinon, le confortstat affiche simplement le message "Confort". Aussi, le confortstat prédit la variation à venir de la température ambiante avec le module d'approximation de la fonction de transfert du bâtiment et du SCC. Il vérifie

que durant les prochaines heures il pourra suivre la demande de chauffage. Si ce n'est pas le cas, il active le SCC immédiatement jusqu'à ce qu'il juge qu'il puisse suffire à la demande.

Dans l'état de confort, il y a aussi la possibilité qu'un utilisateur interagisse avec l'interface-utilisateur du confortstat. Si c'est le cas, le confortstat emmagasine l'habillement, l'activité physique et le confort spécifiés par l'utilisateur ainsi que la température ambiante lue par le thermomètre dans les modules qui dépendent de ces entrées pour leur apprentissage. Ensuite, le confortstat entreprend d'oublier les informations qui sont superflues pour éviter les débordements de mémoire.

Il est à noter que peu importe l'état du confortstat, il emmagasine et oublie aussi les événements de présence/absence à chaque heure, tel que présentés au chapitre 7.

## 8.5 État d'absence

Le confortstat passe à l'état d'absence dès que les occupants sont absents de la maison. Dans cet état, le confortstat laisse chuter la température ambiante jusqu'à un seuil minimal qui dépend de la probabilité de retour des occupants. Ainsi, s'il est peu probable que les occupants reviennent bientôt, le confortstat peut laisser chuter la température grandement. Au contraire, si les occupants sont attendus très bientôt, le confortstat s'efforce de demeurer très près du niveau de confort thermique auquel les occupants s'attendent.

En temps normal, la norme ISO du PMV suggère que l'écart du point de confort ne dépasse pas  $\pm 0.5$ . Lorsque les occupants sont absents, nous laissons l'écart grandir en fonction de la probabilité de présence des occupants, obtenue du module d'apprentissage de la présence. La relation entre la probabilité de présence et l'écart permmissible de l'indice de confort est illustrée à la figure 8.5

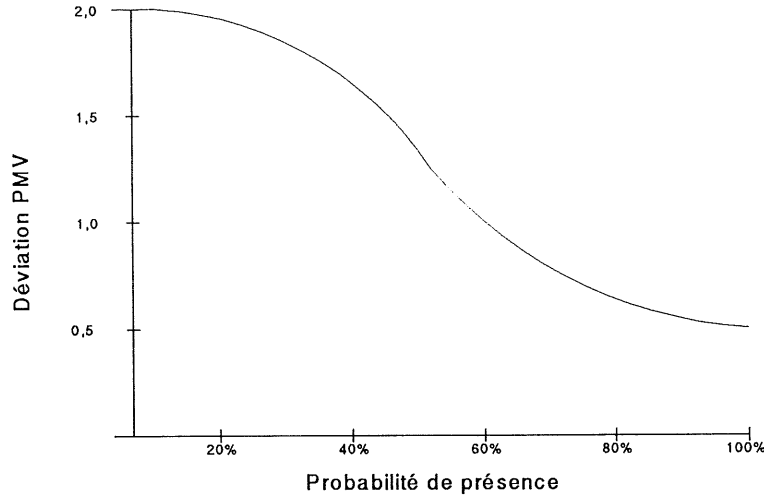


FIG. 8.5: Réduction de la température en fonction de la probabilité de présence

La valeur obtenue du module d'apprentissage de la présence se situe entre  $-1$  et  $1$ . Pour obtenir une probabilité de présence entre  $0\%$  et  $100\%$ , nous utilisons la transformation suivante :

$$P_{presence} = \frac{\text{Connaissance}_{presence}(t, M) + 1}{2} \quad (8.1)$$

Les étapes de fonctionnement du confortstat dans l'état d'absence sont similaires à celles de l'état de confort, à l'exception du calcul d'écart permissible par rapport à l'index de confort. Voici, dans l'ordre, les étapes suivies :

1. Selon la journée, l'heure et la saison, le confortstat prédit l'habillement,  $H$ , des occupants et l'affiche sur l'interface-utilisateur.
2. Selon la journée et l'heure, le confortstat prédit l'activité physique,  $A$ , des occupants et l'affiche sur l'interface-utilisateur.
3. Le confortstat lit la température ambiante,  $T_a$ , avec le thermomètre.

4. Selon la journée et l'heure, le confortstat prédit la probabilité de présence des occupants,  $P_{presence}$ .
5. Selon  $P_{presence}$ , le confortstat calcule l'écart permissible  $E$  à l'indice de confort selon le graphique de la figure 8.5.
6. À l'aide du module d'apprentissage du confort (basé sur le PMV) et des variables  $H$ ,  $A$  et  $T_a$ , le confortstat calcule l'indice de confort personnalisé,  $I_{confort}$ , et l'affiche sur l'interface-utilisateur.
7. Si  $I_{confort} < E$ , active le SCC jusqu'à ce que  $I_{confort}$  dépasse  $E+0.5$ . Aussi, le confortstat prédit la variation à venir de la température ambiante avec le module d'approximation de la fonction de transfert du bâtiment et du SCC. Il vérifie que durant les prochaines heures il pourra suivre la demande de chauffage. Si ce n'est pas le cas, il active le SCC immédiatement jusqu'à ce qu'il juge qu'il puisse suffire à la demande.

## 8.6 Résumé

Ce chapitre a présenté le fonctionnement du confortstat intelligent d'un point de vue de contrôle. Nous avons présenté l'architecture globale du confortstat ainsi que les règles qui régissent les actions du confortstat dans ses deux états d'opération. Selon l'état du confortstat, nous avons vu comment la politique de contrôle réunit tous les modules d'apprentissage et orchestre l'exécution des modules en cherchant à atteindre les objectifs de confort et d'économie d'énergie.

De plus, nous avons couvert le module d'apprentissage de la fonction de transfert du SCC et du bâtiment qui est utilisé pour s'assurer que la demande de chauffage n'excède pas la capacité du SCC. Ceci évite que par grand froid, le confortstat effectue un *setback* trop agressif et que lors du recouvrement, il ne puisse rétablir les conditions de confort assez



rapidement. Ainsi, c'est la primauté du confort sur l'économie d'énergie qui justifie l'existence de ce module.

Le chapitre suivant démontre l'application de la politique de contrôle proposée dans un simulateur afin de qualifier la valeur du confortstat intelligent.

# Chapitre 9

## Simulation et résultats

Nous avons réalisé le confortstat intelligent proposé sous forme logicielle afin d'arriver rapidement à un prototype. Ce prototype a pour but de permettre l'évaluation du confortstat en rapport aux thermostats actuels dans un environnement de simulation logicielle.

La mesure d'efficacité qui nous intéresse le plus est l'économie d'énergie puisque c'est largement sur ce point qu'est basée la décision de recourir à un nouveau système de contrôle de confort.

Afin de comparer les différentes approches, nous avons réaliser un environnement de simulation qui permet l'incorporation d'une politique de contrôle quelconque. Ceci permet d'étudier le comportement de différentes politiques de contrôle selon plusieurs circonstances.

Ce chapitre décrit l'environnement de simulation réalisé pour ce travail et présente des résultats comparatifs entre le confortstat intelligent proposé, le thermostat conventionnel et le thermostat programmable.

## 9.1 Environnement de simulation

L'environnement de simulation comporte tous les composants d'un système thermique résidentiel, tel que présenté au début de ce travail à la figure 1.1. Nous avons choisi de définir cinq modules dans le simulateur pour remplacer facilement l'un d'eux au besoin :

- La politique de contrôle (thermostat, confortstat, ...);
- Un modèle des comportements humains;
- Un modèle du système de chauffage et/ou climatisation;
- Un modèle des caractéristiques physiques du bâtiment;
- Un modèle de l'environnement climatique extérieur.

Typiquement, les trois derniers modèles sont intégrés ensembles puisqu'ils s'influencent mutuellement pour déterminer les conditions climatiques à l'intérieur du bâtiment. Ainsi, le simulateur d'environnement thermique comporte trois modules indépendants. Nous illustrons les flots de données du simulateur à la figure 9.1.

En plus de déterminer les conditions climatiques intérieures, le modèle du système de chauffage et de climatisation calcule l'énergie qu'il consomme.

## 9.2 Bâtiment, SCC et conditions extérieures

Pour notre simulateur, nous utilisons un modèle intégré de bâtiment et SCC. Nous choisissons un modèle simple comportant une seule pièce. Il existe plusieurs modèles différents dans la littérature [51, 23, 27, 31, 17] qui permettent de modéliser la température ambiante et l'humidité.

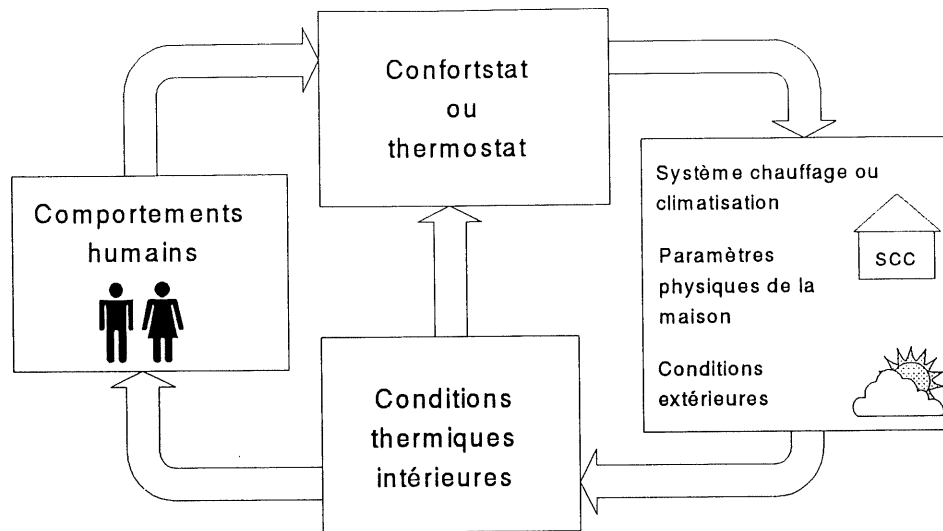


FIG. 9.1: Flots de données du simulateur

Nous choisissons le modèle de Federspiel [17] puisqu'il est simple et a été validé expérimentalement. La figure 9.2 illustre schématiquement les composants considérés par ce modèle.

Nous référons le lecteur à la source [17] pour le développement mathématique de ce modèle. Nous optons de présenter seulement les parties que nous utilisons.

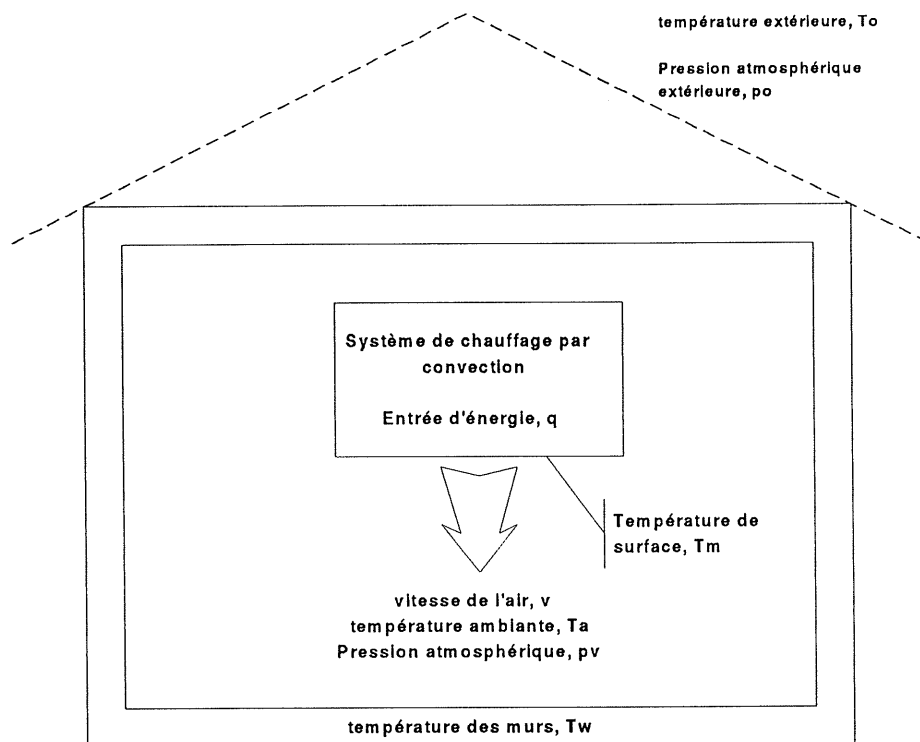


FIG. 9.2: Schéma des composants modélisés pour une maison ayant une seule pièce

Les équations différentielles qui décrivent l'état transitoire du bâtiment sont :

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} \dot{T}_m - \dot{T}_o \\ \dot{T}_a - \dot{T}_o \\ \dot{T}_w - \dot{T}_o \\ \dot{p}_v - \dot{p}_o \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} -\frac{h_{m1}}{C_m} T_m - T_a \\ \frac{h_{m1}}{C_m} T_m - T_a - \frac{h_a}{C_a} T_a - T_w \\ \frac{h_a}{C_w} T_a - T_w - \frac{h_w}{C_w} T_w - T_o \\ -\frac{h_v}{C_v} p_v - p_o \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{C_m} \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} q \\
 &+ \begin{bmatrix} -\frac{h_{m2}}{C_m} \min[p_a T_m - p_v, 0.0] \\ 0 \\ 0 \\ -\frac{h_{m2}}{C_v} \min[p_s T_m - p_v, 0.0] \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{9.1}$$

où les  $C$  sont des capacités thermiques, les  $h$  sont des coefficients de transfert thermique et  $q$  est l'entrée d'énergie. En général, les  $h$  dépendent du déplacement de l'air. Pour notre simulation, nous considérons qu'ils sont constants. Par conséquent, le déplacement d'air autour des occupants est constant et la seule variable contrôlée est l'entrée d'énergie.

Lorsque que  $q$  est positif (le SCC chauffe), les non-linéarités de l'équation 9.1 disparaissent et le système d'équations peut être réécrit sous la forme matricielle :

$$\dot{X} = AX + Bq \quad (9.2)$$

Grâce à la validation expérimentale, les paramètres de ce modèles ont été mesurés pour une maison-type. L'équation suivante présente les paramètres mesurés :

$$\begin{bmatrix} \dot{T}_m - \dot{T}_o \\ \dot{T}_a - \dot{T}_o \\ \dot{T}_w - \dot{T}_o \\ \dot{p}_v - \dot{p}_o \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0.0066 & 0.0066 & 0 & 0 \\ 0.0007 & -0.0037 & 0.0029 & 0 \\ 0 & 0.0003 & -0.0005 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -0.0006 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_m - T_o \\ T_a - T_o \\ T_w - T_o \\ p_v - p_o \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.0023 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} q \quad (9.3)$$

Pour s'assurer du réalisme des conditions environnementales extérieures, nous utilisons des enregistrements climatiques extraits du logiciel TRNSYS<sup>1</sup>.

### 9.3 Résultats

Afin de comparer les performances des thermostats conventionnels et programmables avec celles du confortstat intelligent, nous devons poser quelques hypothèses simplificatrices. L'idée principale qui supporte les hypothèses est que les occupants sont peu préoccupés par

---

<sup>1</sup>TRNSYS v13.1 – *A transient system simulation program.*

l'économie d'énergie et qu'ils maintiennent à un minimum le nombre d'interactions avec leur thermostat.

Premièrement, nous allons supposer que les utilisateurs du thermostat conventionnel ajustent leur thermostat seulement une fois pour fixer le point de consigne qu'ils désirent en tout temps. Nous supposons que le point de consigne est fixé à  $23^{\circ}\text{C}$ , une température ambiante confortable lorsque les occupants sont habillés légèrement et sont généralement peu actifs.

Deuxièmement, pour le thermostat programmable, nous supposons qu'il est programmé adéquatement, c'est-à-dire que les occupants ont un horaire régulier et qu'ils ont correctement entré cet horaire dans le thermostat. Nous supposons que les occupants suivent l'horaire suivant :

Départ pour le travail	Entre 7h00 et 9h00
Absents (au travail)	Entre 9h00 et 16h00
Retour du travail	Entre 16h00 et 18h00
Présents et actifs	Entre 18h00 et 22h00
Présents et couchés	Entre 22h00 et 7h00

Sur semaine, la programmation du thermostat est la suivante :

Heure	$T_a$	Note
5h00 à 9h00	$23^{\circ}\text{C}$	
9h00 à 15h30	$18^{\circ}\text{C}$	<i>setback</i> de jour
15h00 à 22h00	$23^{\circ}\text{C}$	
22h00 à 7h00	$18^{\circ}\text{C}$	<i>setback</i> de nuit



Durant la fin de semaine, il n'y a pas de *setback* durant le jour puisque les occupants sont normalement présents. Les occupants programment leur thermostat une seule fois et n'y retouchent plus par la suite.

Enfin, pour le confortstat intelligent, nous supposons que l'indice de confort initial (PMV) convient aux occupants. En principe, les occupants n'ont jamais à interagir avec le confortstat pour lui indiquer leur appréciation du confort. Cependant, les occupants doivent tout de même indiquer au confortstat leur habillement et leur activité physique, comme nous le verrons un peu plus loin.

Dans tous les cas, les conditions climatiques extérieures sont les mêmes. Nous supposons un vent léger et une température extérieure de  $-10^{\circ}\text{C}$ . Nous supposons également que durant le jour, les occupants ont un habillement qui correspond à  $1.0\text{clo}$ . Lorsqu'ils dorment, dans leur lit, les occupants sont protégés thermiquement des couvertures légères et nous considérons qu'ils ont un habillement équivalent à une résistance thermique de  $2.0\text{clo}$ . Leur activité physique est considérée régulière, aux alentours de  $1\text{met}$ .

### 9.3.1 Thermostat conventionnel

Le premier graphique de la figure 9.3 illustre la variation de la température ambiante durant une journée complète avec un point de consigne fixé à  $23^{\circ}\text{C}$ . Le point de consigne est représenté par un trait de points et de barres. On remarque qu'il y a une zone morte autour du point de consigne de presque  $2^{\circ}\text{C}$  qui est due au fait que le thermostat a une précision d'un degré Celcius et que le système de chauffage par convection réchauffe la pièce encore un peu, même après que le thermostat lui ait commandé d'arrêter. Par ailleurs, le taux de mise en service<sup>2</sup> du SCC est de 51% et les périodes d'utilisation du SCC sont illustrées par le trait pointillé au bas du premier graphique.

---

<sup>2</sup> *duty-cycle*, en anglais

Le deuxième et le troisième graphique de la figure 9.3 présentent respectivement l'indice de confort PMV et les considérations d'habillement des occupants.

### 9.3.2 Thermostat programmable

Selon l'horaire décrit précédemment, nous obtenons la courbe de température ambiante illustrée par le premier graphique de la figure 9.4. Nous avons calculé qu'avec le SCC et le bâtiment utilisé, les périodes de *setback* durant le jour et la nuit permettent d'économiser jusqu'à 19% d'énergie, dépendamment de la température extérieure.

Pour la journée présentée, le taux de mise en service est de 43%, ce qui correspond à une économie de 15% d'énergie par rapport à la consommation énergétique du thermostat conventionnel (figure 9.3).

Le deuxième et le troisième graphique de la figure 9.4 présentent respectivement l'indice de confort PMV et les considérations d'habillement des occupants.

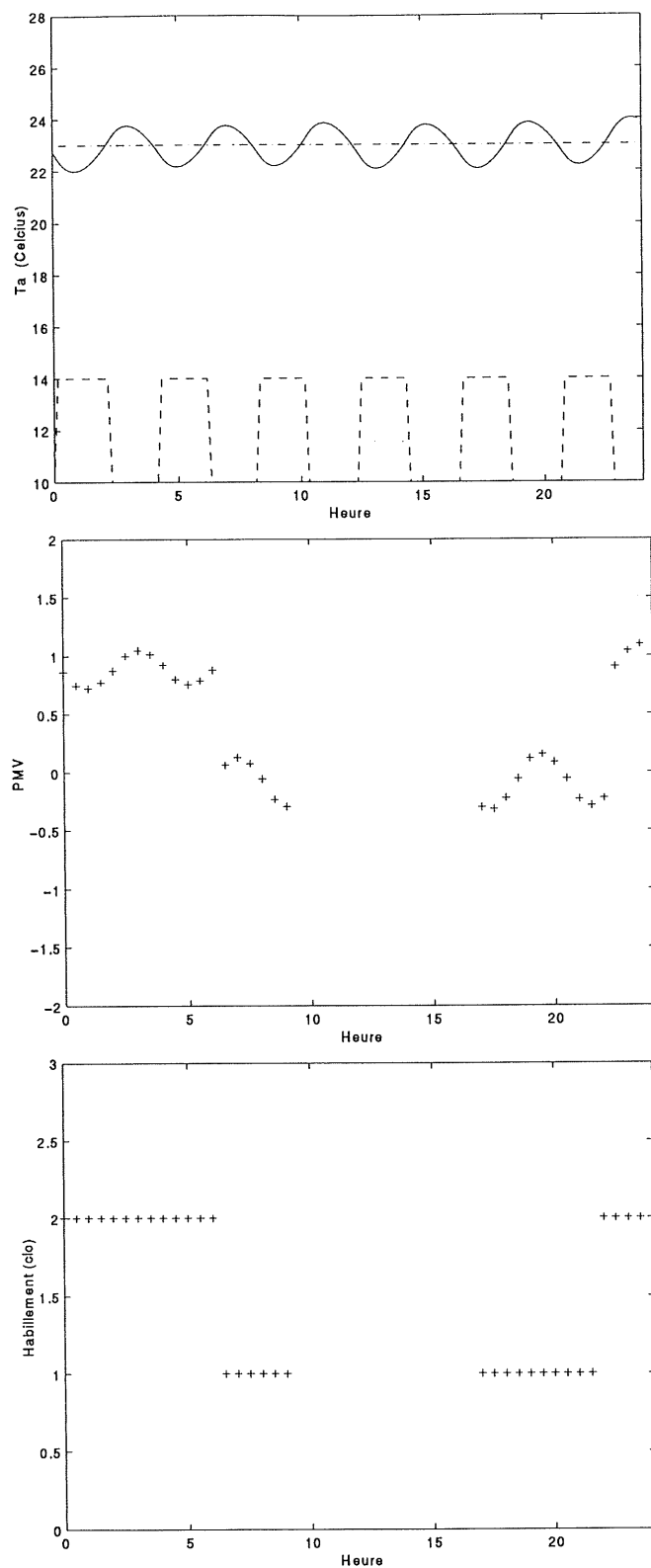


FIG. 9.3: Journée-type avec un thermostat conventionnel

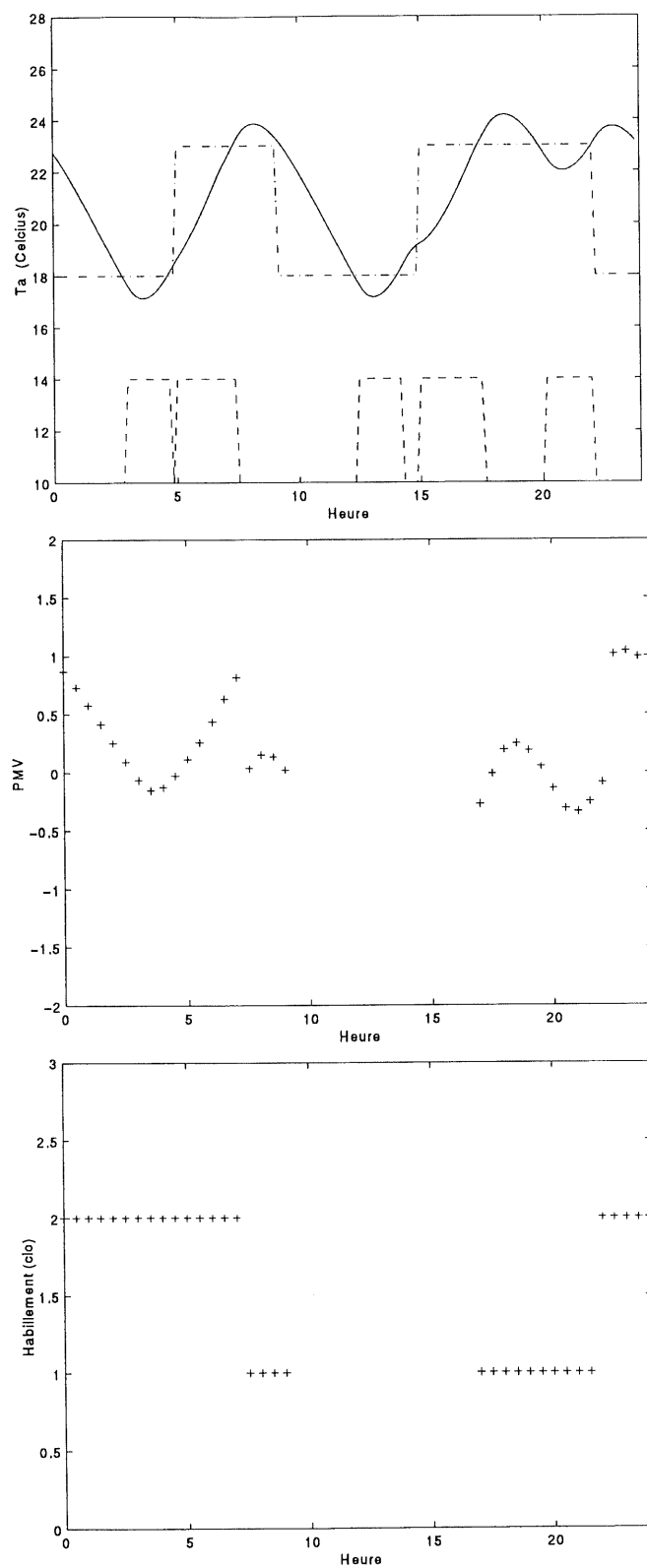


FIG. 9.4: Journée-type avec un thermostat programmable

### 9.3.3 Confortstat

Le confortstat module la température ambiante selon la présence, l'habillement et l'activité physique des occupants. Nous considérons que l'activité physique des occupants est passablement régulière (aux alentours de 1 *met*) dans la maison et que, conséquemment, les occupants n'ajustent ce cadran du confortstat qu'une seule fois. Les deux autres facteurs, la présence et l'habillement, sont des raisons valables pour effectuer un *setback*.

Le jour, lorsque les occupants sont présents, la température ambiante sera entre  $22^{\circ}\text{C}$  et  $25^{\circ}\text{C}$  pour maintenir les occupants à l'intérieur de leur zone de confort ( $-0.5 < I_{\text{confort}} < 0.5$ ). Lors de l'absence des occupants pendant le jour, le confortstat permet une divergence jusqu'à 1.5 de  $I_{\text{confort}}$ , ce qui fixe la température minimale à  $18^{\circ}\text{C}$ . Au cours de la nuit, la température peut descendre jusqu'à un minimum de  $17^{\circ}\text{C}$  sans que les occupants soient inconfortables puisqu'ils dorment sous leurs couvertures.

Après un apprentissage d'une semaine des habitudes de présence et de l'habillement des occupants, le confortstat s'approche de très près des *setback* effectués par le thermostat programmable. La figure 9.5 montre la variation de la température ambiante, de l'habillement et de l'indice de confort durant une journée-type.

Pour une grande majorité de la journée (87% du temps), le confortstat arrive à maintenir les occupants dans leur zone de confort et ce, malgré le fait que le confortstat effectue deux *setback*. Pour cette journée, la consommation d'énergie avec le confortstat s'approche étonnamment de celle avec le thermostat programmable. Par rapport au thermostat conventionnel, le confortstat réalise une économie d'énergie de 14%. Quant au taux de mise en service, il est de 44%.

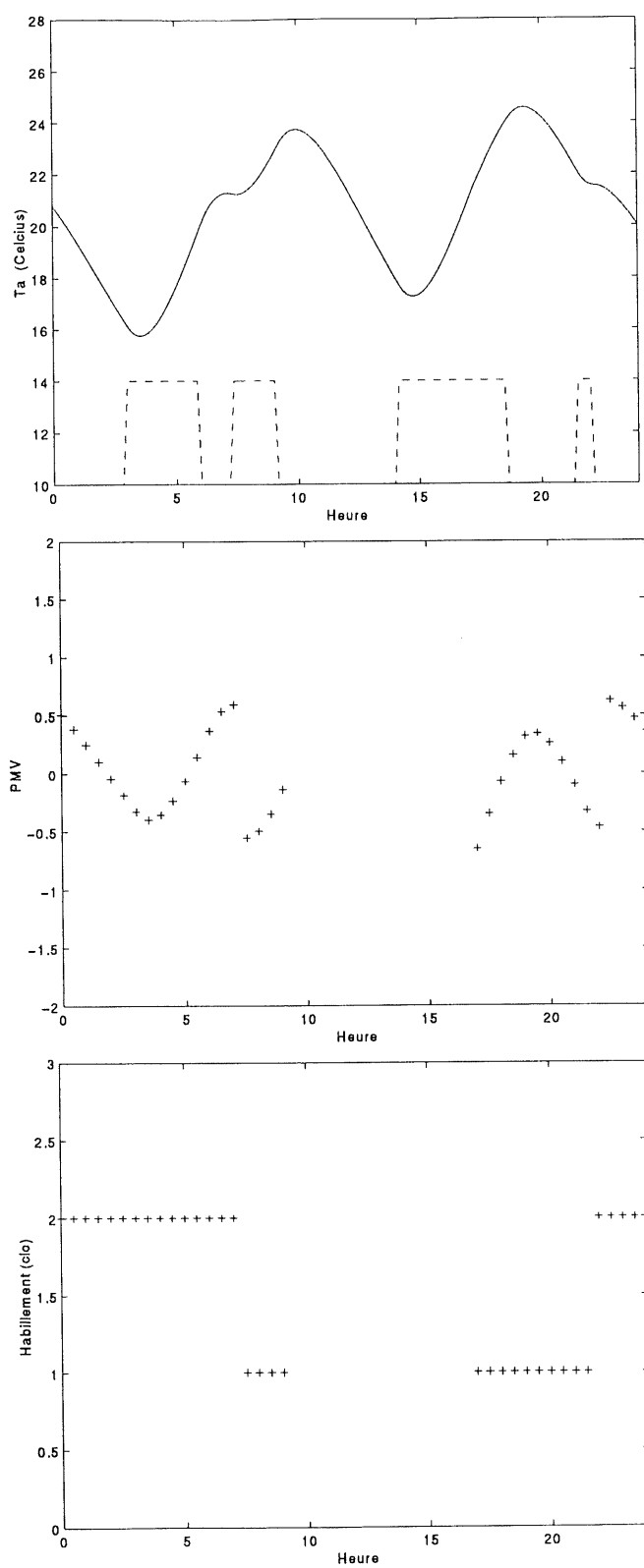


FIG. 9.5: Journée-type avec le confortstat intelligent

## 9.4 Comparaison

Pour mieux comparer les différentes politiques de contrôle, nous avons effectué des simulations sur une période de quatre semaines. Cette durée permet de mieux représenter une période régulière où les habitudes et comportements changent peu.

Nous supposons que les occupants ont le même horaire sur semaine que présenté à la section précédente. Les fins de semaine, nous supposons que les occupants s'absentent seulement une fois par jour, à un moment aléatoire d'une durée entre 1 et 3 heures.

Le tableau 9.1 présente les résultats de la simulation pour une période hivernale de 4 semaines :

Dispositif	Métrique	Valeur
Thermostat conventionnel	Nbre interactions	1
	Période de confort	49%
	Économie d'énergie	(référence)
Thermostat programmable	Nbre interactions	1 (complexe)
	Période de confort	78%
	Économie d'énergie	11%
Confortstat intelligent	Nbre interactions	4
	Période de confort	89%
	Économie d'énergie	11%

TAB. 9.1: Résultats comparatifs des différentes approches

Selon les résultats, le confortstat devance les deux autres approches quant au confort assuré aux occupants. La différence marquée entre le confortstat et le thermostat conventionnel était attendue puisque ce dernier a généralement un point de consigne fixe qui ne correspond

qu'occasionnellement aux besoins des occupants. Il est intéressant de constater que le confortstat améliore le confort par rapport au thermostat programmable par une marge de 11%. Si le confortstat n'atteint pas l'objectif de confort à 100%, c'est qu'il est impossible pour le SCC de suivre le changement rapide de l'habillement lors du levé et du couché des occupants.

Si l'on compare la consommation d'énergie des trois approches, on remarque que le thermostat programmable et le confortstat réduisent d'autant la consommation pour les conditions prises en considération.

Puisque l'absence lors de la fin de semaine est aléatoire, le thermostat programmable et le confortstat ne prennent pas avantage de cette période pour effectuer un *setback*. Les économies d'énergie de ces deux dispositifs sont donc égales durant la fin de semaine. Ceci explique aussi que le pourcentage d'économie d'énergie mensuelle est moins grand que lorsqu'on considère seulement une journée de travail.

Bien que le thermostat programmable ait des points de consigne de *setback* plus agressifs que ceux du confortstat, ce dernier obtient la même consommation d'énergie que l'autre puisqu'en général, son point de consigne lors de la présence des occupants est légèrement inférieur.

Pour le confortstat, les 4 interactions survenues sont reliées au fait que les occupants ajustent le cadran de l'habillement pour indiquer qu'ils se couchent et qu'ils sont bien protégés du froid dans leur lit. Les 4 interactions ont lieu dès les deux premières journées, deux fois lors du coucher et deux fois lors du réveil. Par après, les occupants ne sentent pas le besoin d'ajuster le cadran car le confortstat a adéquatement appris leurs habitudes.

Il est bon de rappeler que pour le confortstat, près de la moitié de l'économie d'énergie est due au *setback* durant le jour et que cette économie d'énergie est réalisée automatiquement par le confortstat grâce au détecteur de présence et à l'apprentissage des habitudes de présence.



En soi, ceci fixe la limite inférieure de l'économie espérée avec le confortstat.

À l'aide d'un thermostat conventionnel, il faudrait que les occupants modifient près de 96 fois le point de consigne pour obtenir les mêmes performances que celles obtenues avec le thermostat programmable ou avec le confortstat. Il est irréaliste de penser que les occupants pourraient s'appliquer à cet exercice sur une longue période. Néanmoins, ceci démontre que le confortstat, par rapport au thermostat conventionnel, réduit la consommation d'énergie de façon appréciable sans pour autant nécessiter un grand nombre d'interactions avec les occupants.

## Chapitre 10

### Conclusion

L'objectif de nos travaux était de concevoir un dispositif de contrôle qui assure le confort aux occupants d'une maison tout en réduisant la consommation d'énergie par rapport aux systèmes existants. Ce travail a permis de réaliser ce que nous nommons le "confortstat intelligent", un système adaptatif intégrant plusieurs techniques d'intelligence artificielle.

Au cours du mémoire, nous avons présentés les concepts sur lequel le confortstat repose et nous avons décrit son fonctionnement. En premier lieu, nous avons élaboré un mécanisme d'apprentissage basé sur les RNA et l'oubli sélectif d'informations temporelles. Cet algorithme est central au fonctionnement du confortstat puisqu'il est utilisé dans six modules de l'architecture du confortstat. L'application de cet algorithme a ensuite été présentée en détail pour deux des modules d'apprentissage : l'apprentissage des habitudes de présence et l'indice de confort personnalisé. Cette mise à l'épreuve a permis d'affirmer que l'algorithme d'apprentissage est avantageux par rapport à l'utilisation unique de RNA pour l'apprentissage. À notre avis, l'apprentissage temporel, tel que développé dans ce travail, constitue une contribution originale. Aussi, nous avons démontré qu'il était possible d'utiliser l'indice PMV comme base initiale de connaissance pour un indice adaptatif de confort basé sur les RNA.

Par ailleurs, nous avons réalisé un simulateur d'environnement thermique capable d'approximer les conditions environnementales d'une maison-type. Le simulateur est modulaire et permet l'intégration de plusieurs politiques de contrôle. De plus, le simulateur offre la possibilité de mesurer la consommation d'énergie du système de chauffage ou de climatisation sur une période donnée.

Ensuite, nous avons intégré au simulateur deux types populaires de thermostat ainsi que notre confortstat. Les résultats obtenus ont permis de situer chacune des approches quant à leur performance respective. Nos résultats démontrent que, sur une longue période le confortstat intelligent réduit la consommation énergétique autant qu'un thermostat programmable adéquatement programmé et que dans presque la totalité du temps, les occupants sont confortables. Nous croyons donc avoir atteint notre objectif premier.

Plusieurs avantages secondaires s'ajoutent au confortstat, par rapport aux deux autres approches considérées. Le confortstat présente une interface-utilisateur simple et ne nécessite aucune programmation. Aussi, les utilisateurs n'ont plus à faire eux-mêmes le rapport entre les diverses conditions environnementales pour obtenir une température ambiante confortable. De fait, le confortstat s'occupe lui-même de faire cette relation et les occupants peuvent ainsi directement entrer leur appréciation du confort et une approximation de leur habillement et leur activité physique.

À notre avis, les apports originaux de nos travaux sont les suivants :

- L'apprentissage des comportements des occupants quant à leur présence, leur habillement et leur activité physique pour améliorer leur confort et réduire la consommation d'énergie ;
- L'apprentissage d'un indice de confort personnalisé (à partir du PMV) selon la perception réelle du confort des occupants ;
- Le développement et l'application d'un algorithme d'apprentissage temporel basé sur

- les réseaux de neurones artificiels ;
- La réalisation logicielle du confortstat avec une architecture modulaire pouvant être embarquée sur un microcontrôleur ;
- La comparaison dans un environnement de simulation commun du confortstat intelligent, d'un thermostat conventionnel et d'un thermostat programmable.

Il reste maintenant à valider l'utilisation du confortstat dans un milieu réel, où les occupants n'ont pas nécessairement des habitudes régulières et où les conditions d'opération peuvent différer grandement de l'environnement de simulation. Entre autre, il faudrait quantifier l'avantage de l'indice personnalisé de confort en comparaison avec l'usage de la formule statique du PMV. Aussi, il faudrait valider l'interface-utilisateur quant à sa convivialité. Ces trois derniers points nécessitent tous une mise en application concrète dans plusieurs résidences. En général, nos travaux se sont limités à considérer des conditions normales d'opération et nous soulignons que le confortstat réalisé ne saurait opérer de façon correcte dans toutes les situations limites (ex : fenêtre ouverte oubliée par temps froid).

Dans le futur, d'autres améliorations pourraient être apportées au confortstat intelligent. Notons d'abord l'utilisation de nouveaux dispositifs de détection pour approximer l'habillement ou l'activité physique des occupants sans les déranger. Aussi, pour un contrôle encore plus raffiné, le confortstat pourrait considérer des variables que nous avons intentionnellement évitées comme l'humidité, la température radiante, etc... Un aspect supplémentaire qui pourrait avoir un impact majeur serait de considérer que le confortstat peut influencer directement d'autres variables que la température ambiante. Par exemple, le confortstat pourrait actionner un ventilateur ou ouvrir une fenêtre plutôt que de faire fonctionner le système de chauffage ou climatisation, par souci d'économie d'énergie.

Pour toutes les raisons citées, nous considérons que le travail présenté dans ce mémoire représente une amélioration des systèmes de contrôle existants et correspond à un avancement vers le bien-être de l'humain et le respect de notre environnement.

# Bibliographie

- [1] *ANSI/ASHRAE Standard 55-1992 : Thermal Environmental Conditions for Human Occupancy*. ASHRAE, Inc, Atlanta, États-Unis, 1992.
- [2] *ISO 7243 : Thermal environments – Instruments and methods for measuring physical quantities*. International Standards Organization, Genève, 1985.
- [3] *ISO 7730 : Ambiances thermiques modérées – Détermination des indices PMV et PPD et spécifications des conditions de confort thermique*. International Standards Organization, Genève, 1992.
- [4] R. Benton. The impact of thermostat performance on energy consumption and occupant comfort in residential electric heating systems. *ASHRAE Transactions*, 88, 1992. pt. 1, p. 1029-1041.
- [5] Edward Blum et Leong Li. Approximation theory and feedforward networks. *Neural Networks*, 4 :4, 1991. p. 511-515.
- [6] A. Boisvert et R. Gonzalez-Rubio. An architecture for intelligent thermostats that learn occupants' behaviors to reduce energy consumption and maintain comfort. Technical report, Université de Sherbrooke, Février 1998. Département de génie électrique et informatique.
- [7] L. Brackney et R. Shoureshi. Fuzzy-based self-organizing control for building systems. Dans *Proc. American Control Conf.*, Baltimore, juin 1994. p. 3060-3064.
- [8] G. Brager. Using laboratory-based models to predict comfort in office buildings. *ASHRAE Journal*, 34(4), 1992. Avril, p. 44-49.
- [9] Charles E. Bullock. Thermostat setback and residential heatpumps. septembre 1978. pp. 38 à 43.
- [10] J. C. Cramer, N. Miller, et Craig P. Social and engineering determinants and their equality implications in residential electricity use. *Energy*, 10(12), 1985. p. 1283-1291.
- [11] Charles H. Culp, Brian C. Krafthefer, et al. Silicon infrared sensors for thermal comfort and control. *ASHRAE Journal*, 1993. Avril, p. 38-42.
- [12] L.I. Davis, T.F. Sieja, R.W. Matteson, G.A Dage, et Ames R. Fuzzy logic for vehicle climate control. Dans *Proc. Int'l Conf. Fuzzy Systems*, 1994. p. 530-534.

- [13] A.I. Dounis, M. J. Santamouris, C.C. Lefas, et A. Argiriou. Design of a fuzzy set environment comfort system. *Energy and Buildings*, 22, 1995. p. 81-87.
- [14] Yadin Dudai. *The neurology of memory : concepts, findings, theory*. Oxford University Press, New York, 1989. 340 p.
- [15] P. Fanger. Calculation of thermal comfort : Introduction of a basic comfort equation. *ASHRAE Transactions*, 73, 1967. Pt. 2.
- [16] P. Fanger. *Thermal Comfort*. Danish Technical Press, Copenhagen, Danemark, 1970.
- [17] C.C. Federspiel. User-adaptable and minimum-power thermal comfort control. Technical report, Massachusset Institute of Technology, juin 1992. These Ph.D.
- [18] M. Fountain, G. Brager, E. Arens, et F. Bauman. Comfort control for short-term occupancy. *Energy and Buildings*, 21, 1994. p. 1-13.
- [19] S. Funakoshi et Matsuo K. Pmv-based train air-conditioning control system. *ASHRAE Transactions*, 101, 1995. Pt. 1, p. 423-430.
- [20] A. P. Gagge, A. P. Fobelets, et L. G. Berglund. A standard predictive index of human response to the thermal environment. *ASHRAE Transactions*, 93, 1986. pt 2B. p709-731.
- [21] M. Galeou, F. Grivel, et V. Candas. Le confort thermique : aspects physiologiques et psychosensoriels. Technical report, CNRS/INRS Laboratoires de Physiologie et de Psychologie Environnementales, 1989. Etude bibliographique.
- [22] K. S. Harmon. Advanced control strategies for energy conservation in building operation. *ASHRAE Journal*, 1981. juillet, p. 55-57.
- [23] H. L. Harrison, W. S. Hansen, et R. E. Zelenski. Development of a room transfer function for use in the study of short-term transient response. *ASHRAE Transactions*, 74, 1968. Pt. 2, p. 198-210.
- [24] H. Henderson et al. The impact of comfort control on air conditioner energy usage in humid climates. *ASHRAE Transactions*, 98, 1992. Pt. 2.
- [25] G. Hitchcock. An integrated framework for energy use and behavior in the domestic sector. *Energy and Buildings*, 20, 1993. p. 151-157.
- [26] Kurt Hornik, Maxwell Stinchcombe, et Halbert White. Multilayer feedforward networks are universal approximators. 2 :5, 1989. p. 359-366.
- [27] Azmi Kaya. Modeling of an environmental space for optimum control of energy use. Dans *A Link Between Science and Application of Automatic Control*. Pergamon Press, 1978. p. 327-334.
- [28] A. Harry Klopff. *The Hedonistic Neuron*. Hemisphere Publishing Corp., New York, 1982. 140 p.
- [29] A. Kon. Thermal comfort sensor. *Advanced Technologies IM. IEE Instrumentation and Technology Conf.*, 2, 1994. p. 454-456.

- [30] Vera Kurkova. Kolmogorov's theorem and multilayer neural networks. *Neural Networks*, 5 :3, 1992. p. 501-506.
- [31] X. M. Li et W. J. Wepfer. Recursive estimation methods applied to a single-zone hvac system. *ASHRAE Transactions*, 93, 1987. Pt. 1, p. 1814-1829.
- [32] Sherman M. A simplified model of thermal comfort. *Energy and Buildings*, 8, 1985. p. 37-50.
- [33] J. W. MacArthur. Humidity and predicted-mean-vote-based (pmv-based) comfort control. *ASHRAE Transactions*, 92, 1986. pt. 1B, p. 5-17.
- [34] Timothy Maters. *Practical Neural Network Recipes in C++*. Academic Press, San Diego, CA, 1993. 493 p.
- [35] R. R. McConnell, J. R. Tobias, et L. W. Nelson. Reducing energy consumption during the cooling season. *ASHRAE Journal*, juin 1976. p. 61-65.
- [36] F. Michaud, Lachiver G., et M. Hamdi. Indicateur de confort thermique en milieu résidentiel. Technical report, Université de Sherbrooke, avril 1996. Département de génie électrique et informatique.
- [37] L. W. Nelson et W. MacArthur. Energy savings through thermostat setback. *ASHRAE Journal*, septembre 1978. p. 49-54.
- [38] Roger S. Pressman. *Software Engineering : A Practitioner's Approach*. McGraw-Hill, New York, 1992. 793 p.
- [39] David Rumelhart, James McClelland, et the PDP Research Group. *Parallel Distributed Processing*. MIT Press, Cambridge, MA, 1986.
- [40] Stuart J. Russel et Peter Norvig. *Artificial intelligence : a modern approach*. Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, 1995. 932 p.
- [41] G. R. Schade. Saving energy by night setback of a residential heat pump system. *ASHRAE Transactions*, 84, 1978. pt. 1, p. 786-798.
- [42] D. Scheatzle. Comfort index based control in a residence. Dans *Proc. 15th National Passive Solar Conference*, Austin, mars 1990. p. 121-124.
- [43] S. C. Sekhar. Higher space temperature and better thermal comfort – a tropical analysis. *Energy and Buildings*, 23, 1995. p. 63-70.
- [44] Larry R. Squire. *Memory and Brain*. Oxford University Press, New York, 1987. 315 p.
- [45] S. Sugawa et Suzuki T. Application of fuzzy control to air conditioning environment. *Journal of therm. Biol.*, 18, 1993. no. 5/6, p. 465-472.
- [46] S. I. Tanabe, Y. Hasebe, K. I. Kimura, et Haga Y. Estimation of thermal sensation using pmv and set under high air movement conditions. *Journal of Thermal Biology*, 18(5/6), 1993. p. 551-554.



- [47] S. I. Tanabe et K. I. Kimura. Effects of air temperature, humidity, and air movement on thermal comfort under hot and humid conditions. *ASHRAE Transactions*, 100, 1994. pt. 2, p. 953-968.
- [48] S. I. Tanabe, K. I. Kimura, Hara T., et T. Aki-Moto. Effects of air movement on thermal comfort in air-conditioned spaces during summer season. *Journal of Architecture, Planning and Environmental Engineering*, (382), 1987. p. 20-28.
- [49] M. Ueda, Y. Ohno, Y. Taniguchi, et Aoki H. A new method using neural networks to evaluate the transitional thermal sensation of an automobile occupant. *Design and Performance of Climate Control Systems*, SEA-SP 916, 1992. p. 75-80.
- [50] A.H.C. van Paassen. Control aspects of indoor climate technology. 22 :3, 1981. p. 104-112.
- [51] R. O. Zermuehlen et H. L. Harrison. Room temperature response to a sudden heat disturbance input. *ASHRAE Transactions*, 71, 1965. Pt. 1, p. 206-211.

# Annexe A

## Apprentissage temporel

```
%-----  
function filtre(Temps, Data, N, K1, K2, Connaissance,  
                Chevauchement, Critique, Cycle);  
% oubli sélectif (filtrage)  
  
% N est la taille maximale de la memoire  
[r,c] = size(Data);  
while (c > N)  
    imp = zeros(1, c);  
  
    % calcule l'importance de chacun des evenements  
    for point=1:c  
        imp(1,point) = Imptnce(Data(:,point), Data, Temps, K1, K2,  
                                Connaissance, Chevauchement, Critique, Cycle);  
    end  
  
    % enleve l'evenement le moins important  
    pointmax = -1;  
    max = 100000000;  
    for point=1:c  
        if (imp(1,point) < max)  
            pointmax = point  
            max = imp(1,point)  
        end  
    end
```

```

end
Data(:,pointmax)
Data(:,pointmax) = []; % efface la colonne
[r,c] = size(Data);
end

%-----
function [Importance] = Imptnce(i, M, t, K1, K2, Connaissance,
                                Chevauchement, Critique, Cycle)

% i: vecteur d'information (Temps, Evenement)
% M: ensemble des informations
% t: temps actuel
% K1: constance de ponderation pour redondance
% k2: constance de ponderation pour interference
% Connaissance: fonction de connaissance (prediction)
% Chevauchement: fonction de chevauchement
% Critique: fonction de critique
% Cycle: fonction de cycle temporel

Importance = 1 / ((K1 * redodnce(i,M,Chevauchement, Cycle))
                  + (K2 * intrfnc(i,M,t,Connaissance,Critique, Cycle)))

%-----
function [Redondance] = redodnce(i, M, Chevauchement, Cycle)

[r,c] = size(M);
Redondance = 0;

for point=1:c
    e = i(2:r,1);
    ipoint = M(:,point);
    epoint = ipoint(2:r,1);

    % redondance vectorielle
    Redondance = Redondance + e'*epoint;

    % redondance temporelle
    ti = i(1,1);
    tipoint = ipoint(1,1);

```

```

    cycle_i = eval([Cycle '(ti)']);
    cycle_ipoint = eval([Cycle '(tipoint)']);
    Redondance = Redondance + eval([Chevauchement '(cycle_i, cycle_ipoint)']);
end

```

```

%-----
function [Interference] = intrfnce(i, M, t, Connaissance, Critique, Cycle)

[r,c] = size(i);
evenement = i(2:r,1);

position_cycle = eval([Cycle '(t)'])
connaiss = eval([Connaissance '(position_cycle)']);

ti = i(1,1);
age = t-ti;
critiq = eval([Critique '(age)']);

Interference = (1/(evenement'*connaiss))*critiq

%-----

```



## Annexe B

### Résultats complets de la modélisation PMV avec RNA

Couche cachée 1	Couche cachée 2	Dév. moy.	Moy. err. au carré	Dév. max.	$\pm 5\%$ dév.
1	-	9.8%	0.117%	34.2%	87.3%
2	-	9.4%	0.111%	36.2%	86.0%
3	-	9.1%	0.104%	36.7%	85.1%
4	-	9.2%	0.105%	36.1%	84.8%
5	-	8.8%	0.096%	29.4%	84.4%
6	-	8.9%	0.097%	29.1%	84.6%
7	-	9.0%	0.100%	30.9%	85.0%
2	1	9.4%	0.110%	36.0%	86.0%
3	1	9.1%	0.104%	36.9%	85.0%
4	2	9.5%	0.110%	29.6%	84.8%
5	2	9.4%	0.101%	29.4%	84.5%

TAB. B.1: Résultats pour le premier jeu d'entraînement (2557 échantillons)

Couche cachée 1	Couche cachée 2	Dév. moy.	Moy. err. au carré	Dév. max.	±5% dév.
1	-	9.3%	0.106%	36.6%	87.6%
2	-	10.0%	0.124%	37.6%	87.9%
3	-	9.4%	0.114%	28.0%	85.9%
4	-	9.6%	0.113%	29.2%	88.8%
5	-	8.4%	0.107%	28.2%	86.8%
6	-	8.6%	0.112%	28.1%	87.3%
7	-	9.4%	0.108%	27.3%	86.8%
2	1	10.1%	0.125%	37.4%	87.7%
3	1	9.4%	0.114%	28.1%	85.7%
4	2	9.5%	0.110%	27.6%	86.8%
5	2	9.5%	0.111%	27.1%	86.5%

TAB. B.2: Résultats pour le deuxième jeu d'entraînement (5951 échantillons)

Couche cachée 1	Couche cachée 2	Dév. moy.	Moy. err. au carré	Dév. max.	±5% dév.
1	-	4.0%	0.273%	31.2%	39.8%
2	-	2.9%	0.155%	27.0%	23.1%
3	-	2.3%	0.091%	25.3%	14.2%
4	-	1.7%	0.057%	18.1%	9.0%
5	-	1.6%	0.049%	17.9%	7.0%
6	-	1.2%	0.028%	16.1%	3.3%
7	-	1.1%	0.024%	15.4%	2.5%
8	-	1.0%	0.022%	14.5%	2.7%
2	1	2.9%	0.155%	27.0%	23.1%
3	1	2.6%	0.119%	25.2%	18.0%
4	2	1.6%	0.049%	18.7%	7.2%
5	2	1.2%	0.028%	16.8%	3.3%

TAB. B.3: Résultats pour le troisième jeu d'entraînement (19 237 échantillons)

Couche cachée 1	Couche cachée 2	Dév. moy.	Moy. err. au carré	Dév. max.	$\pm 5\%$ dév.
1	-	4.0%	0.274%	32.6%	39.8%
2	-	3.3%	0.182%	27.8%	31.5%
3	-	3.1%	0.161%	25.6%	27.6%
4	-	2.9%	0.144%	25.1%	24.0%
5	-	2.8%	0.118%	24.8%	22.4%
6	-	2.7%	0.107%	24.7%	21.4%
7	-	2.7%	0.102%	23.9%	21.1%
2	1	3.2%	0.131%	26.6%	28.3%
3	1	2.8%	0.142%	25.1%	25.8%
4	2	2.7%	0.105%	24.9%	22.1%
5	2	2.7%	0.108%	24.3%	21.3%

TAB. B.4: Résultats pour le quatrième jeu d'entraînement (102 956 échantillons)





## Annexe C

### Paramètres d'apprentissage de la présence

```
%-----  
function pfilter(Temps);  
% parametres d'oubli sélectif pour la présence  
  
global Presence_data  
  
Taille = 24*7*3/3; % taille de la memoire  
Connaissance = 'presence';  
Chevauchement = 'chevauch';  
Critique = 'critique';  
Cycle = 'cycle';  
K1 = 1; % ponderation pour redondance  
K2 = 60*24*7/4; % ponderation pour interference  
  
filtre(Temps, Presence_data, Taille, K1, K2, Connaissance,  
       Chevauchement, Critique, Cycle);  
  
%-----  
function c = critique(Age)  
  
pointmax = 60*24*7*3; % 3 semaines  
expo = log(3)/pointmax;
```

```

c = exp(expo*min(Age,pointmax))-1;
if (Age > pointmax)
    Age = Age-pointmax; % recentre
    % 66% de la descente est a pointmax*2
    c = c - (1-(0.90^(12/pointmax*Age)));
end

```

```

%-----
function c = chevauch(Temps1, Temps2)

```

```

cycle = 7*24;

```

```

t1 = Jour(Temps1)*24+Heure(Temps1);
t2 = Jour(Temps2)*24+Heure(Temps2);

```

```

c = abs(t1-t2);

```

```

if (c>cycle/2)
    c = c - (cycle/2);
end

```

```

%-----
function c = cycle(Temps)

```

```

c = Jour(Temps)*24+Heure(Temps);

```

```

%-----
function ipresence
% initialisation du RNA de présence

```

```

global Presence_data
global Presence_range
global Presence_S1
global Presence_S2
global Presence_w1
global Presence_b1
global Presence_w2
global Presence_b2
global Presence_w3

```

```

global Presence_b3
global Presence_tp

Presence_S1 = 7+24; % nombre de neurones dans la première couche
                  % (7 jours+24 heures)
Presence_S2 = 7+24; % nombre de neurones dans la couche cachée

Presence_range = zeros(7+25,2);
for i=1:7+25
    Presence_range(i,:) = [-1 1];
end

Presence_df = 30; % Frequency of progress displays (in epochs).
Presence_me = 30; % Maximum number of epochs to train.
Presence_eg = 0.0000000001; % Sum-squared error goal.
Presence_eg = 1; % Sum-squared error goal.
Presence_lr = 0.0025; % learning-rate
Presence_tp = [Presence_df Presence_me Presence_eg Presence_lr];

Presence_data = [0 1]';

% réinitialise le réseau de neurones

[entree,sortie] = pconv(Presence_data);

[Presence_w1,Presence_b1,Presence_w2,Presence_b2,Presence_w3,Presence_b3]
= initff( Presence_range,Presence_S1,'tansig', Presence_S2, 'tansig',
          sortie,'purelin');

%-----
function courbe = presence(Temps)
% Obtient la probabilité de présence

global Presence_data
global Presence_range
global Presence_S1
global Presence_S2
global Presence_w1
global Presence_b1

```

```

global Presence_w2
global Presence_b2
global Presence_w3
global Presence_b3
global Presence_tp

```

```

[entree, sortie] = pconv([Temps 0]');
courbe = simuff(entree, Presence_w1, Presence_b1, 'tansig', Presence_w2,
    Presence_b2, 'tansig', Presence_w3, Presence_b3, 'purelin');

```

```

%-----
function [entree, sortie] = pconv(Data)
% conversion d'entrée pour le RNA

[r,c] = size(Data);
entree = zeros(7+24, c);
sortie = zeros(1,c);

for point=1:c
    entree(1:7,point) = bindisp( Jour(Data(1,point)), 1, 7, 7)'; % jour
    entree(8:8+24,point) = bindisp( Heure(Data(1,point)), 0, 24, 25)'; % heure
    sortie(1,point) = Data(2,point); % présence
end

```

```

%-----
function [Date] = Date(Temps)

```

```

Date = fix(Temps/(60*24));

```

```

%-----
function [Jour] = Jour(Temps)

```

```

Jour = rem(Date(Temps), 7)+1;

```

```

%-----

```